Banque du Canada Bank of Canada

Document de travail 2002-10 / Working Paper 2002-10

La fiabilité des estimations de l'écart de production au Canada

par

Jean-Philippe Cayen et Simon van Norden

ISSN 1192-5434

Imprimé au Canada sur papier recyclé

102-04765/

Document de travail 2002-10 de la Banque du Canada

Avril 2002

La fiabilité des estimations de l'écart de production au Canada

par

Jean-Philippe Cayen

Département des Études monétaires et financières
Banque du Canada
Ottawa, Ontario, Canada K1A 0G9
jcayen@bank-banque-canada.ca

Simon van Norden

HEC (Montréal) et CIRANO
simon.van-norden@hec.ca

Cette série a pour but de diffuser rapidement les résultats de recherches réalisés à la Banque du Canada. Elle vise à stimuler la discussion et à obtenir des suggestions. Les opinions qui y sont exprimées sont celles des auteurs et n'engagent pas la Banque du Canada.

Remerciements

Les auteurs remercient René Lalonde, Athanasios Orphanides, Jacques Raynauld, Christoph Schleicher, Pierre St-Amant et Pascal St-Amour pour leurs commentaires et suggestions. Ils tiennent également à remercier le Conseil de recherches en sciences humaines du Canada pour son appui financier.

Table des matières

Résumé/Abstract v

Introduction 1

1. Écart de production et erreurs d'estimation 3
   - 1.1 Défintion 3
   - 1.2 Techniques d'estimation de l'écart de production 4
     - 1.2.1 Tendances déterministes 5
     - 1.2.2 Décomposition de Beveridge-Nelson 6
     - 1.2.3 Filtre de Hodrick-Prescott 8
     - 1.2.4 VAR structurels avec restrictions de long terme 9
     - 1.2.5 Modèles à composantes non observées 11
   - 1.3 Facteurs à l'origine des erreurs d'estimation en période courante 15
   - 1.4 Études qui ont mesuré les erreurs d'estimation de l'écart de production 16

2. Méthodes d'évaluation 17
   - 2.1 Données 18
     - 2.1.1 Révisions apportées aux données 20
     - 2.1.2 Autres variables utilisées 21
   - 2.2 Première méthode d'évaluation : révision des estimations de l'écart de production 21
     - 2.2.1 Estimation finale 22
     - 2.2.2 Estimation en temps réel 22
     - 2.2.3 Estimation quasi-réelle 22
     - 2.2.4 Estimation quasi-finale 23
     - 2.2.5 Indicateurs de fiabilité utilisés pour évaluer les révisions 24
   - 2.3 Deuxième méthode d'évaluation : prévisions d'inflation 25
     - 2.3.1 Procédure utilisée pour prévoir l'inflation 25
     - 2.3.2 Critères de sélection du nombre de retards à inclure 27
     - 2.3.3 Évaluation des prévisions obtenus 28

3. Résultats 29
   - 3.1 Aperçu des cycles économiques 30
   - 3.2 Première méthode d'évaluation : révisions des estimations de l'écart de production 38
     - 3.2.1 Indicateurs de fiabilité 40
     - 3.2.2 Décomposition des révisions 42
   - 3.3 Deuxième méthode d'évaluation : prévisions d'inflation 49

Conclusion 56

Annexe 59

Bibliographie 61

Résumé

Dans cette étude, nous mesurons, à l'aide de données canadiennes, l'ampleur des révisions apportées aux estimations en temps réel de l'écart de production obtenues avec diverses techniques d'estimations univariées et multivariées. Nous effectuons aussi une évaluation empirique de l'utilité des estimations faites de l'écart de production pour prévoir l'inflation. Nos résultats montrent que, quelle que soit la technique d'estimation utilisée, l'écart-type des révisions est d'un ordre de grandeur similaire à celui des estimations de l'écart de production. Nous trouvons aussi que les révisions présentent un degré élevé de persistance pour toutes les techniques, à l'exception de la technique de Beveridge-Neldon. Cela signifie que le délai qui s'écoule avant que l'on détermine toute l'ampleur des erreurs d'estimations est assez long. Finalement, nos résultats indiquent que les estimations de l'écart de production ne permettent pas d'améliorer significativement les prévisions d'inflation. À la lumière de ces résultats, nous concluons que la fiabilité des estimations en temps réel de l'écart de production est assez faible.

Classification JEL : E32
Classification de la Banque : Production potentielle

Abstract

In this paper, we measure, with Canadian data, the scope of the revisions to real-time estimates of the output gap generated with several univariate and multivariate techniques. We also make an empirical evaluation of the usefulness of the output gap estimates for predicting inflation. Our findings suggest that, for all techniques, the standard deviation of the revisions is of the same order of magnitude as the output gap itself. We also find that, with the exception of the Beveridge-Nelson technique, all revisions are persistent, which means that there is a long lag before the scope of the output gap revisions is fully known. Finally, we find that the output gap estimates do not significantly improve the inflation forecasts. We infer from these results that estimates of the output gap are not very reliable.

JEL classification: E32
Bank classification: Potential output

Introduction

L'écart de production, défini comme la différence entre la production observée et la production potentielle, est une variable importante des modèles utilisés par les autorités monétaires pour projeter et analyser les principales variables macroéconomiques. Ces dernières utilisent généralement l'écart de production afin d'avoir un aperçu des pressions inflationnistes à l'oeuvre dans le marché des biens et services. Il est en effet reconnu qu'une économie se trouvant dans une situation de demande excédentaire, c'est-à-dire où l'écart de production est positif, peut enregistrer des pressions à la hausse sur l'inflation. Ainsi, une bonne estimation de l'écart de production peut être très utile dans un pays comme le Canada, où les autorités monétaires se sont engagées à maintenir un taux d'inflation faible et stable, puisqu'elle peut contribuer à détecter les pressions inflationnistes.

Malheureusement, on n'observe pas directement la production potentielle. Plusieurs techniques ont été mises au point pour estimer le niveau potentiel du PIB réel et, du même coup, l'écart de production. Mais ces approximations peuvent donner lieu à d'importantes erreurs d'estimation de l'écart de production, particulièrement en fin d'échantillon. De plus, ces estimations varient souvent selon la technique utilisée.

Plusieurs chercheurs essaient de vérifier l'impact que peuvent avoir les erreurs d'estimation de l'écart de production sur les décisions en matière de politique monétaire[1]. Une grande partie de la recherche effectuée dans ce secteur se base en fait sur des simulations de modèles macroéconomiques dans lesquelles on vérifie l'effet que peut avoir l'incertitude entourant les estimations de l'écart de production sur des règles de conduite de la politique monétaire, par exemple la règle de Taylor (1993) ou des règles basées sur les prévisions d'inflation[2].

Pour effectuer ces simulations, les chercheurs doivent formuler au préalable d'importantes hypothèses concernant l'estimation de l'écart de production. Ils doivent en effet déterminer quel modèle ils utilisent pour estimer l'écart de production et préciser la nature des liens existant entre cette variable et les autres composantes de la simulation. Ils doivent aussi formuler des hypothèses sur la nature et l'ampleur des erreurs d'estimation. Or, la validité de ces hypothèses n'est pas

1. Parmi les auteurs qui ont récemment travaillé sur le sujet, il y a Orphanides (1998, 2000), Orphanides et coll. (2000), Smets (1998), Ehrmann et Smets (2001), Rudebusch (1999), Swanson (2000), Svensson et Woodford (2000), Gaiduch et Hunt (2000), Yetman (2000) et McCallum (2001). Dans ces études, les erreurs d'estimation sont souvent représentées par l'incertitude entourant les estimations de l'écart de production.
2. Voir Haldane et Batini (1998) et Amano et coll. (1999) pour un aperçu des règles de conduite de la politique monétaire basées sur les prévisions d'inflation.

toujours testée. Plusieurs auteurs reconnaissent que leurs résultats dépendent des hypothèses faites sur le choix de la spécification, ainsi que sur le niveau et le type d'incertitude intégrés dans leur modèle. Mais peu d'entre eux, à l'exception peut-être de Gaiduch et Hunt (2000), ont testé plus d'une méthode d'estimation de l'écart de production.

Or, pour les autorités monétaires, qui doivent déterminer les lignes directrices de leur politique, il est important que les conclusions qui ressortent des simulations de ces modèles macro-économiques soient fiables et reflètent bien la réalité. Cela implique que les diverses hypothèses faites dans ces simulations doivent être testées.

Dans le cas particulier de l'écart de production par exemple, il importe de savoir s'il existe une technique qui fournit des estimations « en temps réel »[3] de l'écart de production plus fiables que les autres, c'est-à-dire des estimations ne comportant que de faibles erreurs d'estimation en fin de période. Il est essentiel également de pouvoir discerner les différents types d'erreurs qui affectent les estimations de l'écart de production et de mesurer leur ampleur.

L'objectif de la présente étude est de répondre à ces questions. Nous avons donc mesuré, à l'aide de données canadiennes, la fiabilité de diverses techniques d'estimation univariées et multivariées de l'écart de production abordées dans la littérature traitant des cycles économiques. Plus particulièrement, nous avons décomposé et mesuré l'ampleur de différents types d'erreurs susceptibles d'affecter les estimations en temps réel de l'écart de production. Nous avons aussi vérifié si certaines techniques génèrent des estimations qui permettent d'obtenir de meilleures prévisions d'inflation en temps réel que d'autres.

Orphanides et van Norden (1999, 2001a, 2001b) ont appliqué la même méthodologie à des données américaines. En général, ils ont trouvé que la fiabilité des estimations de l'écart de production était assez faible puisque, pour toutes les techniques, l'ampleur des révisions apportées aux estimations en temps réel de l'écart de production était semblable à celle des estimations. Ils ont de plus trouvé que les estimations en temps réel de l'écart de production n'améliorent pas les prévisions d'inflation.

Les résultats que nous avons obtenus pour le Canada ressemblent à ceux d'Orphanides et de van Norden. La fiabilité des diverses techniques d'estimation de l'écart de production est assez faible, compte tenu de l'ampleur relativement élevée des révisions des estimations par rapport à la taille

3. Dans cette étude, l'expression « en temps réel » sert à caractériser l'information disponible au moment où les autorités monétaires prennent leurs décisions. Par exemple, au premier trimestre de 1985, les autorités monétaires ne pouvaient se fier qu'aux estimations effectuées à l'aide de données disponibles au premier trimestre de 1985.

des estimations. Par ailleurs, aucune technique d'estimation, à l'exception de la décomposition de Beveridge-Nelson, ne contribue à améliorer les prévisions d'inflation par rapport à un modèle simple excluant de telles estimations.

La présente étude se divise en trois sections. Dans la première, nous présentons brièvement les méthodes d'estimation de l'écart de production ainsi que les types d'erreurs pouvant affecter ces estimations. Dans la seconde, nous décrivons la méthodologie utilisée pour évaluer la fiabilité des diverses techniques d'estimation. Dans la troisième, nous présentons les estimations obtenues avec les différentes techniques d'estimation et comparons leur fiabilité à l'aide de deux méthodes d'évaluation.

1. Écart de production et erreurs d'estimation

Cette section vise à présenter les diverses approches permettant d'estimer l'écart de production et les erreurs pouvant affecter ces estimations. En premier lieu, nous définissons un concept important de l'analyse de l'écart de production : la production potentielle. En deuxième lieu, nous présentons diverses techniques d'estimation servant à estimer l'écart de production, particulièrement celles qui sont évaluées dans cette étude. En troisième lieu, nous identifions les différentes sources d'erreurs qui affectent les estimations de l'écart de production. Enfin, nous présentons des études qui ont vérifié l'ampleur des erreurs d'estimation de l'écart de production.

1.1 Définition

Comme nous l'avons mentionné dans l'introduction, l'écart de production représente la différence entre le niveau de la production observée et celui de la production potentielle. Mais avant d'aller plus loin, il est important de savoir ce qu'on entend par production potentielle. Laxton et Tetlow (1992) ont fait remarquer que la définition de production potentielle a évolué dans le temps. Dans les années 1960 et au début des années 1970, celle-ci était considérée comme le niveau maximal de production que l'économie pouvait générer. L'étude des cycles économique se limitait alors à identifier les sommets des cycles et à trouver les facteurs qui porteraient l'économie à se rapprocher ou à s'éloigner de ces sommets. Ainsi, selon cette définition, l'écart de production était presque toujours négatif.

Vers la fin des années 1960 et au début des années 1970, le concept de la production potentielle a connu un changement majeur. On a alors commencé à définir cette dernière comme le niveau de production maximal que l'économie peut soutenir sans qu'apparaissent de pressions inflationnistes. Beaucoup plus logique, cette nouvelle définition permet de mettre en valeur les

liens existant entre la demande excédentaire et l'inflation. Ainsi, plus la production observée est élevée par rapport à son niveau potentiel, plus la demande excédentaire est élevée, ce qui doit normalement convaincre les agents économiques d'augmenter davantage le prix des biens et services qu'ils offrent. Cette définition de la production potentielle est encore celle généralement utilisée de nos jours. C'est aussi celle que nous avons décidé d'adopter pour cette étude.

1.2 Techniques d'estimation de l'écart de production

Claus, Conway et Scott (2000) ont identifié trois approches permettant de mesurer l'écart de production. La première consiste à demander aux entreprises, par voie de sondage, une évaluation chiffrée de leurs capacités de production. Ce type de sondage permet de construire des indices des « capacités d'utilisation », qui donnent un aperçu de la production potentielle lorsqu'ils sont jumelés aux données observées de la production. Cette approche comporte toutefois certaines lacunes qui peuvent se révéler assez importantes. D'abord, les entreprises peuvent interpréter différemment les questions du sondage, de sorte que les réponses risquent de ne pas refléter adéquatement le niveau de demande excédentaire. De plus, ces sondages ne tiennent pas nécessairement compte de l'intensité de la main-d'œuvre au sein des entreprises. Disons enfin que, dans bien des cas, les réponses ne portent pas sur l'ensemble de l'économie, puisque les sondages ciblent en général davantage le secteur manufacturier. Cette approche ne sera donc pas évaluée dans la présente étude.

La deuxième approche consiste à mesurer une fonction de production réflétant les liens entre le niveau observé de production dans l'économie et les ressources utilisées dans le processus de production. On peut alors estimer la production potentielle en déterminant le niveau de production que l'on obtiendrait si toutes les ressources étaient utilisées à un « niveau d'intensité normal », c'est-à-dire le niveau d'intensité le plus élevé qui n'exerce pas de pressions inflationnistes. Cette approche comporte aussi d'importantes lacunes. D'abord, il est très difficile de déterminer quel est le niveau d'intensité normal des ressources. Un autre problème est qu'on ne connaît pas avec certitude la forme de la fonction de production. De plus, un choix doit être fait quant au niveau d'agrégation des données utilisées. Plus les données sont agrégées, plus les risques d'omettre des chocs spécifiques importants sont élevés. D'un autre côté, l'utilisation de données trop désagrégées complique inutilement le processus d'estimation. Finalement, une des composantes importantes de ces fonctions de production est le progrès technique. Comme la production potentielle, le progrès technique est une variable que l'on n'observe pas et qui est difficilement mesurable. En raison de ces difficultés, nous ne traitons pas de cette approche dans la présente étude.

La troisième approche, celle que nous retenons ici, englobe pour sa part l'ensemble des techniques qui utilisent des séries chronologiques pour décomposer la production en deux éléments : la production potentielle et l'écart de production. Le nombre de techniques existantes de ce type est très élevé, de sorte qu'il n'est pas possible de les tester toutes. Comme nous voulions évaluer à la fois des techniques d'estimation univariées et des techniques multivariées, nous avons arrêté notre choix sur neuf techniques, qui peuvent être regroupées sous les cinq catégories suivantes :

1. les tendances déterministes
2. la décomposition de Beveridge-Nelson
3. le filtre de Hodrick-Prescott
4. les VAR structurels avec restrictions de long terme
5. les modèles à composantes non observées.

À l'intérieur de chacune des catégories, nous pouvons retenir plusieurs spécifications. Nous avons décidé de limiter notre choix à certaines techniques qui ont été utilisées dans d'autres études. Ainsi, parmi les tendances déterministes, nous avons examiné la tendance linéaire et la tendance quadratique, alors que dans le cas des modèles à composantes non observées, nous avons étudié les modèles de Watson (1986), de Clark (1987), de Harvey et Jaeger (1993) et de Kichian (1999). Il est à noter que la décomposition de Beveridge et Nelson (1981) est une forme de modèle à composantes non observées. Mais comme elle est estimée de façon différente, nous en avons fait une catégorie à part. Pour les VAR structurels, nous avons choisi la spécification présentée dans Lalonde, Page et St-Amant (1998).

D'autres méthodes comme le filtre multivarié utilisé à la Banque du Canada (voir Butler, 1996) et la méthode TOFU proposée par van Norden (1995) seront probablement aussi évaluées dans des travaux futurs. Voici donc une brève description du fonctionnement des techniques que nous avons choisies[4].

1.2.1 Tendances déterministes

Les deux premières techniques d'estimation univariées de l'écart de production que nous avons testées sont la tendance linéaire et la tendance quadratique. Les deux techniques présument que

4. Les documents de Laxton et Tetlow (1992), Butler (1996), St-Amant et van Norden (1997) et Cerra et Saxena (2000) donnent un aperçu plus complet des diverses techniques existantes et de leurs avantages et inconvénients respectifs.

l'on peut décomposer la production en deux éléments : une composante tendancielle, qui est une fonction déterministe du temps, et une composante cyclique, qui correspond à l'écart de production. En fait, la forme générale des tendances déterministes est représentée par l'équation

$$y_t = \alpha + \sum_{i=1}^{I} \beta_i t^i + c_t , \qquad (1)$$

où y_t correspond à la mesure de la production utilisée (le logarithme de la production réelle), α est une constante, t est une tendance et c_t est l'écart de production. Lorsque l'indice I est égal à 1, l'équation (1) représente une tendance linéaire. Lorsqu'il est égal à 2, il s'agit d'une tendance quadratique. Pour obtenir une estimation de l'écart de production, il suffit d'estimer l'équation (1) à l'aide de la méthode des moindres carrés ordinaires[5]. Les résidus découlant de l'estimation de cette régression correspondent à l'écart de production. Comme la régression est estimée par la méthode des moindres carrés ordinaires, on fait l'hypothèse que les résidus (et par le fait même l'écart de production) suivent une distribution normale (N~[0,σ]).

1.2.2 Décomposition de Beveridge-Nelson

Beveridge et Nelson (1981) ont proposé une méthodologie permettant d'extraire la tendance stochastique d'une série. Leur approche consiste à diviser la série en deux composantes, soit une composante permanente (τ_t), qui suit une marche aléatoire et joue le rôle d'une tendance, et une composante cyclique (c_t), qui correspond à l'écart de production :

$$y_t = \tau_t + c_t \qquad (2)$$

$$\tau_t = \tau_{t-1} + e_t . \qquad (3)$$

La difficulté dans ce modèle est d'identifier chacune des composantes, puisqu'on n'observe pas directement τ_t, c_t et e_t. Pour mieux comprendre la distinction entre c_t et τ_t, considérons un exemple simple[6]. Supposons le modèle ARIMA(0,1,2) suivant :

$$y_t = y_{t-1} + \alpha + \varepsilon_t + \beta_1 \varepsilon_{t-1} + \beta_2 \varepsilon_{t-2} . \qquad (4)$$

5. On suppose que le terme c_t représente les résidus de l'équation.
6. L'exemple est tiré du livre d'Enders (1995), chapitre 3, section 11. Enders y indique les étapes à suivre pour estimer la technique de Beveridge-Nelson.

Dans ce modèle, comme $E(\varepsilon_t)$ est égal à 0, la variable « y_t » augmente en moyenne d'un montant α à chaque période (il s'agit d'une constante déterministe). Toutefois, à chacune des périodes t, la variation n'est pas exactement égale à α en raison des chocs aléatoires ε_t. Comme le coefficient qui précède y_{t-1} est égal à 1, une partie de ces chocs aléatoires doit nécessairement avoir un effet permanent sur la tendance de la série. Selon Beveridge et Nelson, cette partie correspond à l'élément e_t de l'équation de la marche aléatoire. Mais comme le modèle contient aussi un processus « moyenne mobile », une autre partie de ces chocs doit aussi avoir un effet temporaire sur la variable « y_t ». Cette partie correspond à l'élément c_t.

Ce que Beveridge et Nelson ont proposé, c'est une méthodologie permettant de déterminer pour chaque période quelle part des chocs aléatoires affecte de façon permanente la variable « y_t » et quelle part l'affecte temporairement. Leur méthode s'applique à tous les modèles ARMA(p,q) stationnaires. Ainsi, pour trouver l'écart de production rattaché à une série, il suffit de suivre les étapes suivantes :

1. différencier la série afin de travailler avec une série stationnaire;
2. sélectionner le modèle ARMA(p,q) qui décrit le mieux la dynamique de la série différenciée. Ce choix peut se faire selon différents critères de sélection;
3. estimer le modèle ARMA choisi;
4. ensuite, pour chacune des périodes t de l'échantillon, il faut prévoir, à l'aide des paramètres estimés à l'étape 3, les valeurs futures de la série en différence première afin de construire la somme suivante : $E_t(\Delta y_{t+s}+\Delta y_{t+s-1}+\ldots+\Delta y_{t+1})-s\cdot\alpha$. Par exemple, pour une série y_t où $s = 100$ et $t = 1, 2, \ldots, T$, il faut calculer :

$$c_1 = E_1(\Delta y_{101}+\Delta y_{100}+\ldots+\Delta y_2) - 100\cdot\alpha$$
$$c_2 = E_2(\Delta y_{102}+\Delta y_{101}+\ldots+\Delta y_3) - 100\cdot\alpha$$
$$\ldots,$$
$$c_T = E_T(\Delta y_{T+100}+\Delta y_{T+99}+\ldots+\Delta y_{T+1}) - 100\cdot\alpha\,.$$

La série c_t constitue la série estimée de l'écart de production. Pour que la décomposition fonctionne, il faut trouver un horizon de prévision (la valeur « s » dans la 4e étape) suffisamment grand pour que l'estimation soit la plus juste possible. Dans leur étude, Beveridge et Nelson ont utilisé $s = 100$. Nous avons aussi choisi cette valeur, puisque les prévisions convergent bien avant que s soit égal à 100.

L'étape 1 indique que l'on doit différencier la série jusqu'à ce qu'elle soit stationnaire. Dans notre cas, nous avons travaillé avec le logarithme de la série de la production canadienne en différence

première. Nous n'avons pas fait de tests formels pour vérifier si cette transformation était appropriée ou non, car la spécification du modèle proposé par Beveridge et Nelson (1981) présuppose que la tendance est stochastique[7]. Nous avons par ailleurs effectué une seule différentiation, parce que les auteurs qui utilisent le logarithme du PIB réel trimestriel canadien travaillent généralement avec la différence première de cette série (voir par exemple Lalonde, Page et St-Amant, 1998).

En ce qui a trait à la spécification du modèle ARMA(p,q), nous n'avons pas recensé d'études qui ont examiné les valeurs optimales de p et q pour la production canadienne. Néanmoins, Box et Jenkins (1976) recommandent de choisir les valeurs p et q qui reproduisent le mieux la série visée, tout en utilisant un minimum de coefficients. Cette façon de procéder est connue sous le nom de principe de parcimonie. Plusieurs critères de sélection de modèle ont été élaborés selon ce principe. Pour notre part, nous avons choisi le critère de Schwarz (1978)[8]. En l'appliquant à la série trimestrielle la plus récente du PIB réel canadien, nous avons été amenés à choisir un modèle ARMA(1,0) avec constante, ce qui donne donc la spécification suivante :

$$\Delta y_t = \alpha + \phi \cdot \Delta y_{t-1} + \varepsilon_t \ . \qquad (5)$$

1.2.3 Filtre de Hodrick-Prescott

Le filtre HP élaboré par Hodrick et Prescott (1997) est une méthode mécanique permettant de trouver la tendance d'une série chronologique. Il s'agit d'une méthode itérative qui vise à minimiser une fonction de perte quadratique des valeurs tendancielles (τ_t) d'une série chronologique. Cette fonction de perte quadratique traduit deux phénomènes : la perte augmente lorsque le carré du cycle de la série ($c_t = y_t - \tau_t$) augmente et elle augmente aussi lorsque le carré du changement de pente de la tendance augmente. Algébriquement, cela donne :

$$\{\tau_t\}_{t=0}^{T+1} = \arg min \sum_{t=1}^{T} \{(y_t - \tau_t)^2 + \lambda[(\tau_{t+1} - \tau_t) - (\tau_t - \tau_{t-1})]^2\} \ . \qquad (6)$$

L'importance relative de chacun des deux phénomènes que traduit la fonction de perte quadratique est déterminée par le coefficient λ. Plus ce coefficient est élevé, plus la méthode met

7. Or, lorsque la tendance d'une série non-stationnaire est stochastique, la transformation appropriée est la différentiation.
8. Ce critère de sélection de modèle est décrit plus en détail à la section 2.3.2.

l'accent sur les changements de pente de la tendance, ce qui a pour conséquence de lisser davantage la série tendancielle. À l'inverse, plus il est faible, moins la série est lisse. On ne peut toutefois pas estimer ce coefficient. Sa valeur doit donc être prédéterminée. Pour des données trimestrielles, Hodrick et Prescott affirment qu'un coefficient λ égal à 1600 donne une meilleure estimation de la tendance. C'est aussi la valeur proposée dans la majorité des études utilisant cette technique. Conséquemment, nous avons aussi fixé λ à 1600. Pour minimiser la fonction de perte quadratique, nous avons utilisé une méthode produite par la compagnie Estima (pour le logiciel Rats). Finalement, pour trouver l'écart de production, il suffit de soustraire de la série de la production la composante tendancielle ($c_t = y_t - \tau_t$).

1.2.4 VAR structurels avec restrictions de long terme

Une autre façon d'estimer l'écart de production est d'appliquer des restrictions de long terme aux résultats de l'estimation d'un modèle autorégressif multivarié (VAR) afin de cibler une relation structurelle de laquelle on peut déduire l'écart de production.

C'est Blanchard et Quah (1989) qui ont eu l'idée d'estimer la forme réduite d'un VAR et d'identifier une relation structurelle à l'aide d'hypothèses faites a priori sur la relation entre la production et les chocs d'offre et de demande. En fait, ils ont tiré ces hypothèses de la théorie macroéconomique qui stipule que les chocs de demande n'ont qu'un effet temporaire sur la production réelle, alors que les chocs d'offre ont un effet permanent. Dupasquier, Guay et St-Amant (1997), Lalonde (1998) et Lalonde, Page et St-Amant (1998) ont repris la méthodologie de Blanchard et Quah et s'en sont servi pour trouver l'écart de production[9]. Comme Lalonde, Page et St-Amant (l'abréviation LPS sera utilisée dans le reste du texte pour désigner le travail de ces trois auteurs) ont appliqué leur méthodologie à des données canadiennes, nous avons utilisé leur spécification pour estimer l'écart de production[10].

Ainsi, comme LPS, nous avons estimé la forme réduite d'un VAR à huit retards qui utilisait comme variables les différences premières du logarithme de la production réelle (Δy_t), du taux d'inflation ($\Delta \pi_t$) et des taux d'intérêt réels (Δr_t) :

---

9. Ces chercheurs ont toutefois cessé de parler de chocs d'offre et de demande pour ne considérer que les chocs permanents et transitoires en général.
10. On trouve aussi dans cette étude une discussion plus poussée du choix des variables, de leur transformation et du nombre de retards inclus dans la spécification. Il est à noter que des résultats différents pourraient être obtenus en utilisant des spécifications différentes, comme celle de Lalonde (1998) par exemple.

$$\begin{bmatrix}\Delta y_t\\ \Delta\pi_t\\ \Delta r_t\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}\mu_y\\ \mu_\pi\\ \mu_r\end{bmatrix} + \begin{bmatrix}\phi_{11}(L) & \phi_{12}(L) & \phi_{13}(L)\\ \phi_{21}(L) & \phi_{22}(L) & \phi_{23}(L)\\ \phi_{31}(L) & \phi_{32}(L) & \phi_{33}(L)\end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix}\Delta y_{t-1}\\ \Delta\pi_{t-1}\\ \Delta r_{t-1}\end{bmatrix} + \begin{bmatrix}\varepsilon_{y,t}\\ \varepsilon_{\pi,t}\\ \varepsilon_{r,t}\end{bmatrix} \quad . \quad (7)$$

Chacune des trois séries de résidus (ε^y_t, ε^π_t et ε^r_t) estimées à partir de cette forme réduite englobe à la fois les chocs structurels transitoires et permanents (η^i_t) affectant la production. Pour pouvoir isoler ces chocs structurels, LPS ont imposé des restrictions d'identification semblables à celles proposées par Blanchard et Quah (1989), c'est-à-dire qu'un premier groupe de chocs a un effet permanent sur toutes les variables (η^p_t), qu'un deuxième groupe n'a qu'un effet transitoire sur la production, mais un effet permanent sur les autres variables (η^{cp}_t) et qu'un troisième groupe de chocs a un effet transitoire sur la production et l'inflation (η^c_t)[11]. Ces restrictions ont ceci de particulier qu'elles portent seulement sur la dynamique de long terme des variables, de sorte que les mouvements de court terme ne sont pas contraints.

Une fois les chocs structurels identifiés, on peut définir la production en fonction de ces divers chocs, ce qui donne l'équation suivante :

$$\Delta y_t = \mu_y + \Gamma^p_y(1)\eta^p_t + \Gamma^{p*}_y(L)\eta^p_t + \Gamma^{cp}_y(L)\eta^{cp}_t + \Gamma^c_y(L)\eta^c_t \quad , \quad (8)$$

où μ_t correspond à la partie déterministe de la tendance et où Γ^i_y est la matrice de retards de la représentation moyenne mobile de la forme structurelle. Dans leur étude, LPS expliquent que le terme $\Gamma_y{}^p(1)$ est le multiplicateur de long terme des chocs permanents, alors que $\Gamma_y{}^{p*}(L) = \Gamma_y{}^p(L) - \Gamma_y{}^p(1)$ représente leur dynamique transitoire[12]. Ainsi, la production potentielle, qui correspond au terme $\mu_y + \Gamma_y{}^p(1)\eta^p_t + \Gamma_y{}^{p*}(L)\eta^p_t$, peut varier dans le temps. LPS mentionnent par ailleurs qu'on peut déduire deux types d'écarts de production de cette décomposition. Le premier, qu'ils nomment RLTP, correspond à la somme $\Gamma_y{}^{cp}(L)\eta^{cp}_t + \Gamma_y{}^c(L)\eta^c_t$, donc au total des composantes transitoires affectant la production. Le deuxième type d'écart de production, qu'ils nomment RLTP1, correspond à la composante $\Gamma_y{}^{cp}(L)\eta^{cp}_t$. Selon LPS, la méthode RLTP1 contraint l'écart de production à correspondre à la partie cyclique de la

11. D'autres restrictions techniques doivent aussi être imposées pour que l'on puisse identifier les différents chocs structurels. Elles sont présentées en annexe.

12. Cette dynamique transitoire n'est toutefois pas considérée comme un élément de l'écart de production. LPS considèrent plutôt que la tendance de y_t varie dans le temps d'un montant correspondant à cette composante.

production associée à des changements de tendance de l'inflation. Les auteurs ont trouvé par ailleurs que la méthode RLTP1 produit des estimations de l'écart de production qui ont un bon pouvoir explicatif de l'inflation.

1.2.5 Modèles à composantes non observées

Les derniers types de modèles considérés sont les modèles à composantes non observées, aussi appelés modèles espace d'états. Dans cette catégorie, on trouve à la fois des modèles univariés et multivariés. Nous avons décidé de tester trois types de modèles univariés, ceux de Watson (1986), de Clark (1987) et de Harvey et Jaeger (1993) et un modèle multivarié, celui de Kichian (1999).

Les modèles à composantes non observées peuvent tous être représentés par deux équations, soit une équation de mesure (l'équation 9) et une équation de transition (l'équation 10) :

$$y_t = Z\alpha_t + \beta X_t + \varepsilon_t \qquad (9)$$

$$\alpha_t = T\alpha_{t-1} + \delta W_t + U_t \ . \qquad (10)$$

Dans l'équation de mesure, y_t est un vecteur de dimension (N x 1) des variables observées et α_t est un vecteur de dimension (M x 1) des variables non observées. Cette équation est donc celle qui lie les variables observées aux variables non observées par le biais d'une matrice de coefficients Z de dimension (N x M). Elle inclut aussi le vecteur de variables exogènes X_t de dimension (K x 1) et sa matrice des coefficients β de dimension (N x K), ainsi qu'un vecteur de dimension (N x 1) des termes d'erreurs ε_t dont la moyenne est zéro ($E(\varepsilon_t) = 0$) et dont la matrice de covariance est H_t ($Var(\varepsilon_t) = H_t$).

L'équation de transition décrit pour sa part la dynamique des variables non observées. Cette dynamique est déterminée par la matrice des coefficients T de dimension (M x M). Les variables non observées peuvent aussi être expliquées par les variables exogènes du vecteur W_t de dimension (S x 1) et leurs coefficients inclus dans la matrice δ de dimension (M x S). Finalement, l'équation de transition inclut un vecteur de dimension (M x 1) des termes d'erreurs U_t dont la moyenne est zéro ($E(U_t) = 0$) et la matrice de covariance est Q_t ($Var(U_t) = Q_t$).

Ce qui différencie les différents modèles décrits dans cette section, ce sont les différentes restrictions apportées aux équations de mesure et de transition, ainsi que les dynamiques choisies pour décrire les variations des composantes non observées.

Le premier modèle, celui de Watson (1986), fait l'hypothèse que la production peut se décomposer en deux éléments, soit une composante tendancielle et une composante cyclique

stationnaire (l'écart de production). Comme la production est régie par une identité, l'équation de mesure identifiée par Watson (équation 11) n'inclut aucune variable exogène et aucun terme d'erreur. Pour ce qui est des équations de transition, Watson fait l'hypothèse, comme Beveridge et Nelson (1981), que la tendance de la production suit un processus stochastique. Le processus stochastique choisi par cet auteur est une marche aléatoire avec « dérive » (équation 12). Pour ce qui est de l'écart de production, Watson fait l'hypothèse qu'il suit un processus autorégressif AR(2) afin de permettre un certain niveau de persistance dans les cycles économiques (voir l'équation 13). On peut écrire le modèle comme suit :

$$y_t = \tau_t + c_t \tag{11}$$

$$\tau_t = \mu + \tau_{t-1} + \eta_t \tag{12}$$

$$c_t = \phi_1 c_{t-1} + \phi_2 c_{t-2} + e_t\,. \tag{13}$$

où τ_t est la tendance de la production, c_t est l'écart de production, μ est la « dérive » de la composante tendancielle, h_t , et ε_t sont des résidus non corrélés.

Le modèle de Clark est presque identique au modèle de Watson. La seule différence entre les deux modèles est que celui de Clark permet au terme μ de varier dans le temps (équations 15). Cette variable évolue aussi sous une marche aléatoire (équations 16). Il s'agit néanmoins d'une différence de taille, puisque le modèle de Watson suppose que la production potentielle augmente en moyenne à un rythme constant, ce qui n'est pas le cas pour le modèle de Clark, représenté comme suit :

$$y_t = \tau_t + c_t \tag{14}$$

$$\tau_t = \mu_t + \tau_{t-1} + \eta_t \tag{15}$$

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \upsilon_t \tag{16}$$

$$c_t = \phi_1 c_{t-1} + \phi_2 c_{t-2} + e_t\,. \tag{17}$$

Le modèle de Harvey et Jaeger (1993) est légèrement différent de ceux de Watson et Clark. D'abord, il sépare la production en trois éléments plutôt qu'en deux : une composante tendancielle (τ_t), une composante cyclique (ψ_t) et un terme irrégulier (ε_t) représentant des chocs contemporains qui stimulent la production sans pour autant affecter la composante cyclique ou tendancielle. L'équation de mesure (équation 18) n'est pas une identité, puisqu'elle contient une estimation d'un terme d'erreur (ε_t). Dans ce modèle, la tendance suit le même processus que dans

le modèle de Clark. Toutefois, l'écart de production suit un processus stochastique sinusoïdal (équations 21 et 22). Les auteurs affirment que lorsque l'amplitude est inférieure à 1, ce processus est l'équivalent d'un modèle ARMA(2,1), dans lequel les composantes AR et MA sont soumises à certaines contraintes, dont la plus importante est que le paramètre AR est situé à l'intérieur de la région correspondant aux racines complexes. Ce processus assure aux auteurs que le cycle sera stationnaire. Cela donne :

$$y_t = \tau_t + \psi_t + \varepsilon_t \tag{18}$$

$$\tau_t = \mu_t + \tau_{t-1} + \eta_t \tag{19}$$

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \upsilon_t \tag{20}$$

$$\psi_t = \rho \cdot cos(\lambda\psi_{t-1}) + \rho \cdot sin(\lambda\psi^*_{t-1}) + \chi_t \tag{21}$$

$$\psi^*_t = -\rho \cdot sin(\lambda\psi_{t-1}) + \rho \cdot sin(\lambda\psi^*_{t-1}) + \chi^*_t \ , \tag{22}$$

où ρ et λ sont les facteurs déterminant l'amplitude et la fréquence du cycle et où ε_t, η_t , υ_t, χ_t, et χ_t^* sont des résidus non corrélés.

L'autre modèle testé est celui de Kichian (1999). Cette chercheuse s'est inspirée du modèle de Gerlach et Smets (1997) pour construire un modèle multivarié à composantes non observées et l'appliquer à l'économie canadienne. Le modèle qu'elle a proposé ressemble grandement à celui de Clark, mais il inclut une équation de plus, soit une courbe de Phillips liant l'écart de production à l'inflation. Elle a toutefois apporté certaines modifications aux premières équations présentées par Clark. En effet, elle a décidé d'insérer l'équation de la production potentielle dans la première équation. Comme $\tau_{t-1} = y_{t-1} - c_{t-1}$, cela a donné le système d'équations suivant[13] :

13. Dans son étude, Kichian a testé plusieurs variantes du modèle de Gerlach et Smets. Elle a de plus souligné que la variante qui semblait la plus prometteuse était celle dont le terme de « dérive » μ était constant dans le temps, mais dont la pente présentait une rupture en 1976. Toutefois, comme il est difficile en temps réel de détecter ces ruptures, nous avons plutôt considéré une autre variante qu'elle a proposée et qui ne tient pas compte de ce type de ruptures.

$$\Delta y_t = \mu_t + c_t - c_{t-1} + \varepsilon_t^y \qquad (23)$$

$$\mu_t = \mu_{t-1} + \upsilon_t \qquad (24)$$

$$c_t = \phi_1 c_{t-1} + \phi_2 c_{t-2} + e_t \qquad (25)$$

$$\Delta\pi_t = \mu_\pi + \beta_0 c_t + \beta_1 c_{t-1} + \gamma(L)\cdot\omega_t + \delta(L)\cdot\varepsilon_t^\pi \quad , \qquad (26)$$

où $\Delta\pi_t$ est le taux d'inflation en différence première (IPC hors alimentation et énergie), μ_π est une constante, ε_t^π représente des résidus qui ne sont pas corrélés avec les autres termes d'erreurs du modèle et où ω est un ensemble de variables exogènes affectant l'inflation. Dans son étude, Kichian a utilisé le prix réel du pétrole brut (WTI), le taux de change réel entre le Canada et les États-Unis et les impôts indirects comme variables exogènes. Pour les deux premières variables exogènes, elle a inclus leur valeur actuelle et deux retards, alors que, pour les impôts indirects, elle a inclus la valeur actuelle et un retard. Elle a de plus introduit un processus moyenne mobile MA(3), ce qui explique la présence du terme $\delta(L)$ dans la courbe de Phillips.

Comme ces modèles contiennent des variables que l'on n'observe pas, l'estimation de leurs coefficients de même que l'estimation des variables non observées est plus complexe. Il faut en fait procéder en deux étapes. La première consiste à construire les fonctions de vraisemblance de chacun des paramètres du modèle (ce qui inclut tous les coefficients ainsi que toutes les variances des résidus) et à estimer ces paramètres par la méthode des maximums de vraisemblance (on suppose ici que la valeur de ces paramètres ne fluctue pas dans le temps). Dans la deuxième étape, on estime, à l'aide d'un filtre de Kalman, la valeur des variables non observées[14].

Une des caractéristiques de l'estimation par le filtre de Kalman est qu'on peut obtenir deux estimations de l'écart de production : une filtrée et une lissée. Pour calculer l'estimation filtrée, il faut d'abord déterminer un vecteur des valeurs de départ des composantes non observées $(a_{i,1}, P_{i,1})$ du modèle[15]. Ensuite, chaque élément $a_{i,t}$ et $P_{i,t}$ du modèle (où $a_{i,T}=\{a_{i,1}, a_{i,2}, \ldots, a_{i,T}\}$ et $P_{i,T}=\{P_{i,1}, P_{i,2}, \ldots, P_{i,T}\}$ est estimé de façon récursive en utilisant l'information disponible à la période t. Par exemple, pour estimer les composantes non observées de la période t $(a_{i,t}, P_{i,t})$, nous

14. En gros, le filtre de Kalman est une technique qui estime par récursivité les variables non observées $(\alpha_{i,t})$ en optimisant leur espérance $a_{i,t} = E_t(\alpha_{i,t})$ ainsi que leur matrice variance-covariance $P_{i,t} = E_t((a_{i,t}-\alpha_{i,t})\cdot(a_{i,t}-\alpha_{i,t})')$. Le livre de Harvey (1989) donne plus de détails sur cette méthode d'estimation. Il est à noter que pour estimer le modèle de Kichian, nous avons utilisé les programmes GAUSS qu'elle a élaborés à la Banque du Canada (voir Kichian (2000)).

15. Pour ce travail, nous avons fait l'hypothèse que la valeur de départ de l'écart de production était égale à 0 de sorte qu'automatiquement, celle de la production potentielle était égale à la production observée. Nous avons de plus supposé des valeurs de départ élevées pour $P_{i,1}$, car l'incertitude entourant les vraies valeurs de ces variables à la période 1 est élevée.

utilisons les séries $\{y_1, y_2, \ldots, y_t\}$, $\{a_{i,1}, a_{i,2}, \ldots, a_{i,t}\}$ et $\{P_{i,1}, P_{i,2}, \ldots, P_{i,t}\}$. L'estimation filtrée de la période t ne tient donc pas compte de l'information contenue sans la série $\{y_{t+1}, \ldots, y_T\}$.

Pour l'estimation lissée des composantes non observées, qui est écrite sous la forme $a_{i,t|T}$ et $P_{i,t|T}$, on utilise l'ensemble de l'information recueillie par l'estimation filtrée et on recommence un processus récursif, en débutant cette fois par la fin, pour trouver une à une toutes les valeurs des composantes non observées. Ainsi, pour estimer les composantes non observées de la période t $(a_{i,t|T}, P_{i,t|T})$, on utilise dans l'estimation lissée l'information contenue dans les séries $\{a_{i,1}, a_{i,2}, \ldots, a_{i,T}\}$, $\{P_{i,1}, P_{i,2}, \ldots, P_{i,T}\}$, $\{y_1, y_2, \ldots, y_T\}$, $\{a_{i,t+1|T}, \ldots, a_{i,T|T}\}$ et $\{P_{i,t+1|T}, \ldots, P_{i,T|T}\}$. Intuitivement, on peut supposer que l'estimation lissée est plus précise, puisqu'elle repose sur une plus grande quantité d'information.

Il est par ailleurs important de noter que l'estimation des variables non observées pour la dernière période de l'échantillon (la période T) est identique dans les estimations filtrées et lissées. Pour l'évaluation des modèles à composantes non observées, nous utiliserons les deux types d'estimations.

1.3 Facteurs à l'origine des erreurs d'estimation en période courante

Une des raisons qui expliquent pourquoi aucune technique ne s'est encore démarquée des autres est la forte incertitude entourant les estimations de l'écart de production. Gaiduch et Hunt (2000) ont distingué trois sources d'erreurs susceptibles d'affecter les estimations de l'écart de production et qui alimentent par le fait même cette incertitude.

La première de ces sources d'erreurs a trait à l'incertitude statistique rattachée à l'estimation des coefficients et des résidus servant à calculer l'écart de production. On caractérise généralement cette incertitude statistique par les intervalles de confiance entourant les estimations de l'écart de production. Plus les intervalles de confiance sont grands, plus cette forme d'erreur risque d'être élevée. Pour certaines techniques d'estimation de l'écart de production, il n'est toutefois pas possible de calculer cette forme d'erreur puisqu'aucun coefficient ou résidu n'est estimé. C'est le cas entre autres du filtre de Hodrick-Prescott. Pour cette raison, et parce que ce type d'erreur est généralement bien documenté dans la littérature des cycles économiques, nous n'avons pas tenu compte de cette forme d'erreur en évaluant la fiabilité des estimations obtenues à l'aide des diverses techniques d'estimation.

La deuxième source comprend les erreurs qui pourraient se produire si on estime l'écart de production avec un modèle inadéquat. Par exemple, l'omission de variables importantes ou la formulation d'hypothèses inexactes sur la structure des liens unissant les variables peuvent causer

des erreurs importantes. Or, la principale difficulté avec ce type d'erreur est qu'on ne connaît pas parfaitement la structure du « bon » modèle. On ne peut donc pas mesurer directement l'ampleur de ce type d'erreur.

La troisième source d'erreur identifiée par Gaiduch et Hunt provient des révisions apportées chaque trimestre aux estimations de l'écart de production. En effet, au fur et à mesure que de nouvelles données deviennent disponibles, les analystes modifient leurs estimations récentes (ou même éloignées) de l'écart de production. Ces révisions apportées *ex post* aux estimations, lorsqu'on prend connaissance d'informations additionnelles, sont considérées comme une forme d'erreurs d'estimation faites dans le passé. Il est à noter cependant que cette forme d'erreur est intimement liée aux deux autres décrites précédemment, puisque les révisions des estimations peuvent être causées par une mauvaise spécification du modèle utilisé ou refléter l'incertitude statistique entourant les estimations des coefficients et des résidus en temps réel. Un autre facteur pouvant entraîner des révisions des estimations de l'écart de production est le travail de révision des données qu'effectue périodiquement Statistique Canada pour désaisonnaliser les données, compléter les résultats ou raffiner sa méthodologie.

Seule la troisième source d'erreurs d'estimation, soit les erreurs dues à des révisions apportées aux estimations lorsque davantage de données deviennent disponibles, est directement évaluée dans cette étude. Nous montrerons néanmoins que les erreurs liées au choix du mauvais modèle sont probablement très élevées.

1.4 Études qui ont mesuré les erreurs d'estimation de l'écart de production

Nous n'évaluerons pas cette forme d'erreur dans cette étude, mais il est intéressant de noter que l'incertitude statistique entourant les estimations de l'écart de production peut être très élevée. Laxton et Tetlow (1992), Kuttner (1994) et St-Amant et van Norden (1997), entre autres, ont en effet montré que les intervalles de confiance entourant les estimations de l'écart de production sont très grands pour les techniques multivariées.

Pour ce qui est des erreurs liées au choix d'un modèle inadéquat, nous n'avons recensé aucun ouvrage en mesure de les calculer avec justesse. Cela serait par ailleurs pratiquement impossible puisqu'on ne connaît pas avec certitude le « bon » modèle permettant d'expliquer l'évolution de l'écart de production. Néanmoins, Gaiduch et Hunt (2000) ont trouvé que cette forme d'erreur peut être importante. En effet, ils ont remarqué que l'écart observé entre les estimations obtenues avec différents modèles peut être assez élevé. Si l'on fait l'hypothèse que l'un de ces modèles est le « bon » et que les autres sont « mauvais », cette forme d'erreur ne peut être qu'élevée.

En ce qui a trait aux erreurs liées aux révisions apportées aux estimations de l'écart de production, nous avons relevé six études qui en ont discuté. À l'aide de données finales[16], Kuttner (1994) et St-Amant et van Norden (1997) ont noté que la différence entre les estimations obtenues en fin d'échantillon et celles obtenues au milieu de l'échantillon est assez grande pour les modèles à composantes non observées et pour les filtres mécaniques comme le filtre de Hodrick-Prescott. Orphanides et van Norden (1999, 2001b) ont pour leur part montré, avec des données en temps réel américaines, que l'ampleur des révisions apportées aux estimations est assez large et persistante, tant pour les techniques univariées que les techniques multivariées. En utilisant des données finales néo-zélandaises, Gaiduch et Hunt (2000) ont de leur côté observé que les révisions des estimations obtenues avec un modèle à composantes non observées et un filtre multivarié avaient les mêmes propriétés que celles des études d'Orphanides et van Norden, c'est-à-dire qu'elles sont larges et persistantes. Finalement, Orphanides (2000) a relevé que les estimations officielles de l'écart de production qu'utilisait le Federal Reserve System entre le milieu des années 1960 et le milieu des années 1990 ont aussi été révisées en profondeur.

2. Méthodes d'évaluation

Comme mentionné dans l'introduction, cette étude cherche à déterminer quelle est l'ampleur des différents types d'erreurs qui affectent les estimations en temps réel de l'écart de production et deuxièmement, si certaines techniques qui fournissent des estimations en temps réel de l'écart de production permettent de mieux prévoir l'inflation. Pour répondre à ces questions, nous devons d'abord être en mesure de générer des estimations en temps réel de l'écart de production. Or, pour effectuer de telles estimations, il faut posséder au préalable des données en temps réel de la production, c'est-à-dire les données du passé publiées à chacun des trimestres concernés. Certains chercheurs ont en effet montré que les résultats des travaux utilisant des données en temps réel peuvent suggérer des conclusions complètement différentes de celles des travaux qui ne tiennent pas compte des révisions apportées aux données[17]. Malheureusement, Statistique Canada ne met pas de bases de données en temps réel à la disposition du public. Nous avons donc construit une base de données en temps réel de la production en consultant d'anciennes publications de Statistique Canada. Les particularités de cette base de données sont présentées dans la première partie de cette section.

16. L'expression « données finales » constitue en quelque sorte le contraire de l'expression « données en temps réel ». Il s'agit des données révisées les plus récentes disponibles.
17. Voir par exemple Robertson et Tallman (1998), Orphanides (1998 et 2000) et Croushore et Stark (2000).

Ensuite, pour estimer l'incertitude entourant les estimations en temps réel de l'écart de production, nous avons utilisé une première méthode d'évaluation qui consiste à déterminer l'ampleur des révisions apportées au fil des ans aux estimations lorsque de nouvelles données deviennent disponibles ou lorsque les données sont révisées. Nous expliquons plus en détail dans la deuxième partie de cette section cette méthode d'évaluation, que nous avons appliquée aux estimations obtenues à l'aide de chacune des techniques d'estimation. Il est toutefois important de noter que cette approche sous-estime l'incertitude totale, puisqu'elle ne tient pas entièrement compte des erreurs liées à l'identification d'un modèle inadéquat, ni des erreurs liées à l'incertitude statistique entourant l'estimation des coefficients et des résidus. Ainsi, la présence de faibles révisions des estimations ne signifiera pas nécessairement que la taille des erreurs totales est faible. Et dans la mesure où la taille des autres types d'erreurs peut être différente d'une technique à l'autre, on ne peut utiliser les résultats de cette méthode d'évaluation pour déterminer si une technique est plus fiable que les autres. Néanmoins, cette approche aide à déterminer la taille minimale des erreurs affectant les estimations d'une technique donnée. Ainsi, dans le cas où l'on découvre que les révisions apportées aux estimations au fil des ans ont été très importantes, il est possible de conclure que les erreurs totales sont probablement encore plus élevées.

Dans la dernière partie de cette section, nous présentons la méthodologie utilisée pour déterminer si certaines techniques produisent de meilleures prévisions d'inflation que les autres. Il est intéressant de noter que cette deuxième méthode d'évaluation permet aussi de vérifier si les estimations de l'écart de production obtenues à l'aide des diverses techniques produisent des prévisions d'inflation qui sont significativement meilleures que celles qui seraient générées à l'aide d'un modèle simple excluant les estimations de l'écart de production. Cette méthode d'évaluation nous indique donc s'il vaut la peine d'utiliser les estimations de l'écart de production pour prévoir l'inflation.

2.1 Données

Pour générer des estimations en temps réel de l'écart de production, il faut bien sûr avoir des données en temps réel de la production. Comme elles ne sont pas disponibles dans le fichier CANSIM de Statistique Canada, nous avons dû construire notre propre base de données à partir des chiffres trimestriels de la production publiés dans les *Compte nationaux des revenus et des dépenses* de Statistique Canada et en consultant certains catalogues spéciaux de cet organisme.

Certains points doivent toutefois être précisés. D'abord, la base de données que nous avons construite présente les données de la production réelle de toutes les cuvées[18] comprises entre le deuxième trimestre de 1972 et le premier trimestre de 2001[19]. Statistique Canada a commencé à publier trimestriellement les données des comptes nationaux des revenus et des dépenses en 1961. Malheureusement, la série a été entièrement révisée vers la fin des années 1960 et nous n'avons aucun document sur ce sujet. En fait, la première cuvée pour laquelle nous avons pu recueillir des données fiables sur l'ensemble de la période historique est celle du deuxième trimestre de 1972.

Il convient aussi de noter que la première observation de toutes les cuvées publiées avant le quatrième trimestre de 1997 était celle du premier trimestre de 1947. Toutefois, après la révision majeure des données faite en 1997, Statistique Canada a cessé de publier les données d'avant 1961. Ainsi, pour la cuvée du quatrième trimestre de 1997 et les suivantes, la première observation est celle du premier trimestre de 1961. Pour cette étude, nous avons donc décidé de n'utiliser que les données commençant au premier trimestre de 1961, et ce, pour toutes les cuvées de la base de données. Deux facteurs ont influencé ce choix. D'abord, pour évaluer l'impact de l'ajout de nouvelles observations sur les estimations, il fallait commencer chaque échantillon à la même période. De plus, Lalonde, Page et St-Amant (1998) et Kichian (1999) ont effectué leurs estimations sur un échantillon commençant au premier trimestre de 1961. Pour obtenir des résultats concordant avec les leurs, nous avons décidé d'utiliser un échantillon commençant à la même période que les leurs.

Nous avons aussi dû ignorer un certain nombre de cuvées. En effet, les estimations des techniques multivariées nécessitent un grand nombre d'observations en raison du nombre élevé des coefficients estimés. Or, pour les cuvées plus anciennes, il est possible que le nombre d'observations comprises dans l'échantillon ne soit pas assez grand pour que les estimations convergent. Par exemple, le nombre d'observations n'était pas assez grand dans la cuvée du deuxième trimestre de 1982 pour qu'on puisse procéder à l'estimation du VAR structurel de Lalonde, Page et St-Amant (1998). Ainsi, pour pouvoir comparer les diverses techniques entre elles, nous avons dû exclure les cuvées les plus anciennes. La première cuvée utilisée dans cette étude est celle du troisième trimestre de 1982.

---

18. Pour faciliter les explications dans le reste du texte, nous allons utiliser le terme cuvée pour désigner chaque série de données publiée à un trimestre précis. Ce terme ne fera peut-être pas l'unanimité, mais c'est le meilleur que nous ayons trouvé comme équivalent du mot « vintage » utilisé par Orphanides et van Norden (1999).

19. Il est important de noter que les données sur la production sont publiées avec un certain délai. Par exemple, les données du quatrième trimestre de 2000 ne sont publiées qu'au premier trimestre de 2001. Dans la suite du texte, nous distinguerons donc les diverses cuvées en fonction de leur date de publication plutôt qu'en fonction de la période qu'ils couvrent. Ainsi, la cuvée du premier trimestre de 2001 comprend la série de données se terminant au quatrième trimestre de 2000.

2.1.1 Révisions apportées aux données

Les données de la production présentées dans notre base de données sont désaisonnalisées et exprimées en dollars constants. Ces deux caractéristiques impliquent nécessairement que les données sont révisées périodiquement. En effet, les facteurs saisonniers sont révisés chaque année. Ces révisions portent généralement sur les données des quatre dernières années. L'année de référence servant à calculer la production en dollars constants est pour sa part modifiée moins régulièrement. En fait, dans les 30 dernières années, l'année de référence n'a été changée que cinq fois[20]. Il est à noter que lors du dernier changement d'année de référence, Statistique Canada a aussi modifié la méthodologie utilisée pour calculer la production en dollars constants. Depuis la deuxième cuvée de 2001, Statistique Canada utilise l'indice en chaîne de Fisher, alors qu'auparavant elle utilisait un indice de Laspeyres à base fixe[21].

Il est par ailleurs intéressant de noter que le concept de production a évolué avec le temps. En effet, avant la deuxième cuvée de 1986, on utilisait au Canada la dépense nationale brute comme mesure de la production. Ce n'est qu'après cette période qu'on a commencé à y utiliser le produit intérieur brut. Ce changement de concept correspond à une révision apportée aux données officielles utilisées par les autorités monétaires et est susceptible d'affecter les estimations de l'écart de production. Il ne s'agit toutefois pas du seul changement majeur apporté aux données de la production canadienne. À diverses époques, on a aussi modifié les définitions des différentes composantes de la production, ce qui a donné lieu à des révisions majeures de cet agrégat. Le cas le plus récent est le changement apporté en 1997 aux composantes de la production pour les rendre conformes aux normes internationales. Ce changement a provoqué une révision majeure de toute la série du PIB réel.

Finalement, chaque trimestre, Statistique Canada révise les données de la production, et ce, même si les facteurs saisonniers demeurent inchangés et qu'aucun changement conceptuel n'est apporté, car l'organisme reçoit continuellement de l'information nouvelle qui le force à réviser les données passées.

---

20. Avant la deuxième cuvée de 1975, la production réelle était exprimée en dollars de 1961. Entre la deuxième cuvée de 1975 et la première de 1986, on l'exprimait en dollars de 1971; entre la deuxième cuvée de 1986 et la première de 1990, en dollars de 1981; entre la deuxième cuvée de 1990 et la troisième de 1997, en dollars de 1986; entre la quatrième cuvée de 1997 et la première de 2001, en dollars de 1992; et depuis la deuxième cuvée de 2001, l'année de référence est 1997.
21. Comme la dernière cuvée utilisée dans cette étude est celle du premier trimestre de 2001, nos résultats ne capturent pas l'impact de ce récent changement. Normalement, le passage aux données de Fisher devrait réduire l'ampleur des révisions puisque les changements d'année de référence ne devraientt plus avoir d'impact sur les taux de croissance des agrégats réels comme c'était le cas avec les données de Laspeyres.

2.1.2 Autres variables utilisées

Comme certaines techniques d'estimation de l'écart de production sont multivariées, nous avons aussi dû utiliser d'autres variables que la production. En effet, la technique des VAR structurels de Lalonde, Page et St-Amant (1998) nécessite l'utilisation de l'indice global des prix à la consommation désaisonnalisé, ainsi que la série des taux d'intérêt au jour le jour modifiée par Armour et coll. (1996). Le modèle à composantes non observées de Kichian (1999) incorpore aussi l'indice global des prix à la consommation désaisonnalisé, ainsi que l'indice désaisonnalisé des prix à la consommation hors alimentation et énergie, le prix du West Texas Intermediate, l'indice désaisonnalisé des prix à la consommation des États-unis, le taux de change entre le Canada et les États-Unis et les impôts indirects.

Certaines de ces séries peuvent aussi être révisées occasionnellement. C'est le cas des divers indices de prix utilisés. En effet, puisqu'ils sont désaisonnalisés, les indices de prix peuvent être révisés périodiquement. Nous n'avons malheureusement pas de base de données en temps réel pour ces variables. Pour les indices de prix, nous avons dû utiliser les valeurs finales, c'est-à-dire les valeurs les plus récentes disponibles, même pour les estimations utilisant les données en temps réel de la production. Ainsi, l'ampleur des révisions apportées aux estimations de l'écart de production pour les méthodes multivariées sera quelque peu faussée. Néanmoins, les révisions affectant les facteurs saisonniers des indices des prix sont relativement faibles par rapport à l'ensemble des révisions pouvant être apportées aux données de la production, de sorte que le biais ne devrait pas être trop élevé.

2.2 Première méthode d'évaluation : révision des estimations de l'écart de production

La première méthode d'évaluation vise à mesurer l'ampleur des révisions apportées aux estimations de l'écart de production, ce, pour chacune des techniques d'estimation. Elle vise aussi à décomposer ces révisions. Pour parvenir à ces fins, il faut générer différents types d'estimations de l'écart de production, dont l'estimation en temps réel. Cette partie présente les différents types d'estimations utilisées pour mesurer et décomposer les révisions de l'écart de production. Elle présente aussi les indicateurs qui seront utilisés pour évaluer les révisions apportées aux estimations.

2.2.1 Estimation finale

Le premier type d'estimation utilisé, l'estimation « finale », est l'écart de production obtenu à l'aide des données « finales », c'est-à-dire les données les plus récentes disponibles, soit celles publiées au premier trimestre de 2001. Ainsi, l'estimation finale constitue la meilleure estimation disponible actuellement de l'écart de production des trimestres passés et sert de base comparative pour évaluer l'ampleur des révisions apportées aux estimations.

2.2.2 Estimation en temps réel

Le deuxième type d'estimation, l'estimation « en temps réel », se fait pour sa part en deux étapes. La première consiste à estimer une série de l'écart de production pour chacune des cuvées de la base de données en temps réel[22]. Bien entendu, les séries des cuvées les plus récentes sont nécessairement plus longues que les plus anciennes, puisque l'estimation s'effectue sur un plus grand nombre d'observations. À la deuxième étape, on recueille la dernière observation de chaque série estimée à la première étape afin de constituer une nouvelle série correspondant à l'estimation en temps réel de l'écart de production.

Il s'agit bel et bien d'une série en temps réel, puisque chaque observation de cette nouvelle série correspond à la meilleure estimation de l'écart de production qui aurait été faite pendant la période en question. La différence observée entre la série finale et la série en temps réel représente la révision totale apportée à chacune des observations au fil des ans.

2.2.3 Estimation quasi-réelle

Il est par ailleurs possible de décomposer cette révision totale en déterminant la partie qui est due à une révision des données. Pour y arriver, il faut appliquer un troisième type d'estimation de l'écart de production, soit l'estimation « quasi-réelle ». Cette approche constitue un compromis entre l'estimation finale et l'estimation en temps réel.

Cette estimation se construit aussi en deux étapes. La première consiste à effectuer un ensemble d'estimations de l'écart de production sur des échantillons mobiles à l'aide des données les plus récentes disponibles (les données finales). Par exemple, pour effectuer la première estimation, nous n'avons utilisé que les observations du premier trimestre de 1961 au deuxième trimestre de 1982 de la série de la cuvée du premier trimestre de 2001 et nous avons retenu la valeur quasi-réelle estimée de l'écart de production pour le deuxième trimestre de 1982. Nous avons ensuite

22. Pour les techniques multivariées, seules les données sur la production sont disponibles en temps réel. Pour les autres variables, nous avons dû utiliser les séries les plus récentes disponibles.

ajouté une observation à l'échantillon afin de produire une estimation quasi-réelle de l'écart de production du troisième trimestre de 1982. Nous avons refait cette opération jusqu'au moment où nous avons utilisé l'ensemble de l'échantillon. La deuxième étape de l'approche quasi-réelle est pour sa part identique à la deuxième étape de l'approche en temps réel, c'est-à-dire qu'on recueille la dernière observation de chaque série estimée à la première étape afin de former une nouvelle série, qui correspond à l'estimation quasi-réelle.

La différence observée entre l'estimation quasi-réelle et l'estimation en temps réel illustre la part des révisions totales des estimations de l'écart de production qui est due aux révisions apportées aux données pour les corriger des variations saisonnières, pour compléter les résultats ou à cause du raffinement de la méthodologie. En effet, comme l'échantillon utilisé à l'étape 1 pour les deux types d'estimation est de la même durée, cet écart ne peut être causé que par les révisions apportées aux données.

2.2.4 Estimation quasi-finale

Il existe un quatrième type d'estimation qui peut être appliqué uniquement aux estimations effectuées par les modèles à composantes non observées. Il s'agit de l'estimation « quasi-finale ». Comme nous l'avons présenté à la section 1.2.5, les modèles à composantes non observées permettent d'obtenir deux types d'estimations de l'écart de production : l'une filtrée et l'autre lissée. L'estimation lissée constitue la meilleure estimation de l'écart de production. C'est d'ailleurs elle qui est retenue comme estimation finale. Toutefois, en appliquant l'estimation filtrée à la même cuvée utilisée pour effectuer l'estimation finale, on obtient l'estimation quasi-finale.

Il est d'ailleurs intéressant de constater que l'estimation quasi-finale ressemble grandement à l'estimation quasi-réelle, puisqu'elle estime aussi l'écart de production par un processus récursif. En fait, le seul élément qui distingue l'estimation quasi-réelle de l'estimation quasi-finale, c'est que, dans cette dernière, on utilise l'information des périodes 1 à T pour estimer les coefficients utilisés pour filtrer les données, alors que, pour l'estimation quasi-réelle, on n'utilise que l'information des périodes 1 à t (où $1 \leq t \leq T$). Ainsi, la différence entre l'estimation quasi-réelle et l'estimation quasi-finale est seulement due à l'utilisation de coefficients différents pour filtrer les données. Cet écart nous renseigne sur la partie des révisions des estimations qui est due à des différences survenues dans l'estimation des coefficients. L'ampleur de cet écart peut aussi nous renseigner sur la stabilité des coefficients estimés dans le temps.

2.2.5 Indicateurs de fiabilité utilisés pour évaluer les révisions

Pour évaluer l'efficacité des diverses techniques d'estimation au regard de l'ampleur des révisions apportées aux estimations de l'écart de production, on peut établir la moyenne des valeurs absolues des révisions. Mais dans certains cas, la taille des estimations de l'écart de production (et du même coup la taille des révisions) importe peu. Par exemple, il se peut que l'écart de production ne soit utilisé que comme un indice pour déterminer si la politique monétaire devrait être restrictive ou expansionniste. En pareil cas, il faudrait privilégier d'autres indicateurs pour évaluer la qualité des estimations de l'écart de production. De notre côté, nous en avons choisi trois, soit le ratio de l'écart-type de la révision totale par rapport à l'écart-type de l'estimation finale (RET), la corrélation entre l'estimation en temps réel et l'estimation finale (COR) et la fréquence à la laquelle les estimations en temps réel et finales sont de signe opposé (SIGNOP).

Comme il a été mentionné précédemment, la méthode d'évaluation basée sur les révisions apportées aux estimations en temps réel sous-estime l'erreur totale affectant les estimations de l'écart de production. Ainsi, si certaines techniques donnent de bons résultats pour certains indicateurs, on ne peut pas nécessairement conclure que ces techniques génèrent des estimations fiables de l'écart de production. Pour cette raison, on ne peut pas vraiment déterminer pour les divers indicateurs un seuil à partir duquel on peut dire qu'une technique est fiable ou non. Mais, si au contraire les résultats sont mauvais pour certains indicateurs, on peut conclure que les estimations de l'écart de production ne sont pas fiables.

Le premier indicateur, le ratio de l'écart-type de la révision totale par rapport à l'écart-type de l'estimation finale (RET), indique si la variabilité des révisions totales est importante par rapport à la variabilité du cycle économique final. Plus ce ratio est élevé, plus la fiabilité des estimations en temps réel est faible, puisque cela indique que les révisions sont élevées par rapport aux estimations des écarts de production.

La corrélation entre l'estimation en temps réel et l'estimation finale (COR) indique pour sa part à quel point les cycles économiques en temps réel et finals[23] ont des fluctuations de court terme communs. Plus le coefficient de corrélation est près de 1, plus les fluctuations à court terme des deux types de cycles sont semblables, ce qui est souhaitable.

Finalement, l'indicateur SIGNOP indique si les estimations en temps réel de l'écart de production sont du même signe que les estimations finales. Pour établir ce fait, il suffit d'additionner le

---

23. Le cycle économique illustre ici l'évolution de l'écart de production dans le temps. Le cycle économique final est donc le cycle obtenu par l'estimation finale, et le cycle économique en temps réel est celui généré par les estimations en temps réel de fin d'échantillon obtenues pour chaque cuvée.

nombre de fois que les estimations en temps réel donnent des écarts de production de signe contraire aux estimations finales et de diviser la somme ainsi obtenue par le nombre total d'observations dans l'échantillon. Plus cette statistique est près de 0, plus les estimations de l'écart de production obtenues en temps réel sont fiables, puisque cela signifie que les deux séries présentent des écarts de production qui ont le même signe.

2.3 Deuxième méthode d'évaluation : prévisions d'inflation

La deuxième méthode d'évaluation consiste à vérifier si les estimations en temps réel de l'écart de production obtenues avec une technique donnée contribuent à améliorer les prévisions d'inflation par rapport à un modèle simple, qui n'inclut pas de telles estimations. Cette approche permet aussi de déterminer si certaines techniques génèrent des estimations en temps réel de l'écart de production qui permettent de mieux prévoir l'inflation que d'autres techniques d'estimation.

Pour effectuer une telle évaluation, nous avons dû faire certaines hypothèses et certains choix. Premièrement, pour prévoir l'inflation, nous avons utilisé une équation de forme quasi-réduite qui utilise comme variables indépendantes les valeurs passées de l'inflation et les estimations de l'écart de production obtenues à l'aide des diverses techniques testées. Bien sûr, l'omission de certaines variables clés comme les anticipations de l'inflation ne peut que réduire la qualité des prévisions obtenues. Mais le but de cet exercice n'est pas de trouver la meilleure prévision d'inflation possible, mais plutôt d'étudier quel impact l'ajout d'un indicateur comme les estimations de l'écart de production peut avoir sur les prévisions d'inflation. Néanmoins, en omettant ces variables clés, nous augmentons les probabilités que l'écart de production ait un impact sur la qualité des prévisions d'inflation.

Deuxièmement, nous avons utilisé un horizon de prévision de quatre trimestres. Ce choix est justifié par le fait que les actions des autorités monétaires se font sentir avec un certain délai. On pourrait toutefois répéter l'exercice à d'autres horizons de prévision et en incluant dans les équations plus de variables servant à prévoir l'inflation.

2.3.1 Procédure utilisée pour prévoir l'inflation

À partir des hypothèses qui précèdent, nous avons construit deux types d'équations visant à prévoir l'inflation : l'une qui inclut les estimations de l'écart de production parmi les variables indépendantes et une autre qui ne les inclut pas, soit :

$$\pi_{t+4} = \tilde{\alpha} + \tilde{\beta}(L)\pi_{t-1} + \tilde{\lambda}(L)c^{i}_{t-1} + \tilde{\varepsilon}_{t+4} \qquad (27)$$

$$\pi_{t+4} = \hat{\alpha} + \hat{\beta}(L)\pi_{t-1} + \hat{\varepsilon}_{t+4}\,, \qquad (28)$$

où π_t représente le niveau d'inflation au trimestre t (calculé à l'aide de l'IPC global) et où c_t^i est l'estimation en temps réel de l'écart de production générée par la technique i au trimestre t[24]. Comme on peut le voir dans ces équations, la variable dépendante à prévoir est l'inflation dans quatre trimestres. Il importe aussi de noter que nous nous sommes mis dans la peau d'autorités monétaires n'ayant à leur disposition que les données du trimestre précédent. Par exemple, à la fin du premier trimestre de 1998, les autorités monétaires ne possédaient que des données se terminant au quatrième trimestre de 1997, ce qui explique que les variables indépendantes soient inscrites avec un retard dans les deux équations[25].

Comme l'objectif est d'obtenir des prévisions à un horizon de quatre trimestres, nous avons utilisé une procédure récursive qui prévoit une à une les données de l'inflation pour la période comprise entre le troisième trimestre de 1983 et le quatrième trimestre de l'an 2000. Ainsi, pour chaque équation, nous avons effectué 70 estimations différentes qui nous ont permis d'obtenir les prévisions d'inflation de chaque trimestre. Par exemple, nous avons estimé dans un premier temps (à l'aide des moindres carrés ordinaires) les coefficients de la première équation en utilisant les données en temps réel disponibles au troisième trimestre de 1982 (donc les données se terminant au deuxième trimestre de 1982). À l'aide de cette estimation, nous avons pu prévoir le taux d'inflation du troisième trimestre de 1983. Nous avons ensuite répété la même opération pour tous les autres trimestres.

Il est à noter que nous avons aussi refait le même exercice mais avec les estimations finales de l'écart de production afin de vérifier si ces estimations produisent de meilleures prévisions d'inflation. Normalement, on s'attend à ce que les prévisions incluant les estimations finales de l'écart de production soient meilleures que celles qui incluent les estimations en temps réel, puisqu'elles contiennent plus d'information.

---

24. En fait pour l'équation qui comprend les estimations de l'écart de production, nous avons estimé une équation différente pour chacune des neuf techniques d'estimation de l'écart de production. Comme les modèles à composantes non observées permettent d'obtenir deux types d'estimation, l'une lissée et l'autre filtrée, et que le méthode des VAR fournit deux estimations de l'écart de production (RLTP et RLTP1), cela donne 14 équations différentes servant à prévoir l'inflation.

25. Bien sûr, la Banque du Canada dispose aussi de variables mensuelles, comme par exemple le PIB calculé au coût des facteurs, qui lui permettent de suivre l'évolution de l'économie entre deux publications de données trimestrielles. Mais nous supposons dans ce travail que la banque centrale ne base son analyse que sur les données trimestrielles disponibles à une période donnée.

2.3.2 Critères de sélection du nombre de retards à inclure

Pour chaque estimation, il fallait déterminer le nombre de retards à inclure dans la spécification (donc choisir le nombre de coefficients β et λ). Nous avons utilisé trois critères de sélection différents pour choisir le nombre optimal de retards, soit le critère d'Akaike (1973), le critère de Schwarz (1978) et un critère basé sur les erreurs de prévision hors échantillon (EPHE).

Les critères d'Akaike (AIC) et de Schwarz (SBC) utilisent tous les deux l'ensemble de l'échantillon disponible et appliquent respectivement les tests suivants aux diverses spécifications testées :

$$AIC = T \cdot log|\Sigma| + 2 \cdot N \tag{29}$$

$$SBC = T \cdot log|\Sigma| + N \cdot log(T) \ , \tag{30}$$

où T est le nombre d'observations dans l'échantillon, N est le nombre de coefficients estimés et $|\Sigma|$ est le déterminant de la matrice variance-covariance des résidus (dans le cas d'un modèle à une équation, on utilise la somme des résidus au carré). Pour chacune de ces deux techniques, la spécification qui minimise la valeur du test correspond à la spécification optimale.

Le critère EPHE, formalisé par Murchison (2001)[26], diffère considérablement de ceux d'Akaike et de Schwarz. Dans un premier temps, on subdivise l'échantillon en deux parties. À l'aide des observations de la première, on estime les coefficients du modèle, puis on se sert de ces coefficients pour prévoir l'inflation durant la deuxième partie de l'échantillon. La spécification choisie est celle qui minimise les erreurs de prévision observées durant la deuxième partie de l'échantillon. Formellement, ce critère s'écrit comme suit :

$$\min_{k \in [1,p]} \left\{ \phi^{-1} \sum_{t=s+v}^{T} \Gamma_t \Gamma_t \right\} \left| \frac{\partial \sum_{t=1}^{s} \left(y_t - \sum_{h=1}^{p} \sum_{l=1}^{k} \hat{\beta}_{l_h} y_{t-l} \right)^2}{\partial \hat{\beta}_{l_h}} = 0; \Gamma_t = \left(y_t - \sum_{i=1}^{k} \hat{\beta}_i \hat{y}_{t-l} \right) \right. , \tag{31}$$

où k est le nombre de retards à inclure, p est le nombre maximal de retards qui pourraient être inclus dans la spécification, T est le nombre total d'observations disponibles, s est la dernière

26. Murchison précise qu'il s'agit d'une méthodologie fréquemment employée par les prévisionnistes. Son objectif était de présenter de façon formelle cette approche et de vérifier son efficacité par rapport à d'autres critères de sélection de retards.

observation du sous-échantillon servant à effectuer le test, v est l'horizon de prévision envisagé, Γ_t est l'erreur de prévision, y_t est la variable projetée et $\phi = T-(s+v)$.

Ici encore, nous avons dû faire certains choix. D'abord, nous avons fixé le paramètre p à 20, ce qui est très large pour un modèle de prévision utilisant des données trimestrielles. Nous avons bien sûr fixé le paramètre v à 5 [car $(t+4) - (t-1) = 5$]. Pour ce qui est du paramètre s, Murchison a trouvé que la formule $s = 0.7T$ donnait de très bons résultats. De notre côté, nous avons modifié un peu l'approche de Murchison pour l'adapter à nos besoins. Nous avons opté arbitrairement pour la règle $s = T-v-15$, puisque la règle proposée par Murchison ne nous donnait pas beaucoup d'observations pour les premières cuvées. Mais contrairement à Murchison, pour prévoir l'inflation au cours de la deuxième partie de l'échantillon, nous avons appliqué la même procédure d'estimation récursive que celle expliquée à la section 2.3.2 de sorte que la valeur du paramètre s est passée graduellement de $s = T-v-15$ à $s = T-v$.

2.3.3 Évaluation des prévisions obtenues

Comme les prévisions générées par la procédure récursive sont effectuées à l'intérieur de l'échantillon connu, nous pouvons les comparer aux valeurs observées de l'inflation et calculer les erreurs de prévision. Pour vérifier si certaines techniques génèrent des estimations de l'écart de production qui contribuent à améliorer significativement les prévisions d'inflation, nous avons utilisé un test semblable à celui de Diebold et Mariano (1995). Ces auteurs ont en effet construit un test pouvant être comparé à une loi normale N(0,1), qui permet de vérifier si deux séries d'erreurs de prévision d'une même variable sont significativement différentes l'une de l'autre. Ce test s'écrit comme suit :

$$DM = \frac{\bar{d}}{\sqrt{\frac{2\pi \hat{f}_d(0)}{T}}}, \tag{32}$$

où

$$\bar{d} = \frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T}[g(e_{it}) - g(e_{jt})] \tag{33}$$

$$2\pi \hat{f}_d(0) = \sum_{\tau=-(T-1)}^{T-1} 1 \cdot \left(\frac{\tau}{S(T)}\right)\hat{\gamma}_d(\tau) \tag{34}$$

$$\gamma_d(\tau) = \frac{1}{T}\sum_{\tau=|\tau|+1}^{T}(d_t - \bar{d})(d_{t-|\tau|} - \bar{d}) \ . \tag{35}$$

Les deux séries d'erreurs de prévisions sont représentées dans ce modèle respectivement par les termes e_{it} et e_{jt}. L'expression $g(\cdot)$ désigne pour sa part toute transformation apportée aux séries d'erreurs. Pour ce travail, nous avons utilisé les erreurs quadratiques [$g(e_{it}) = e_{it}^2$]. Ainsi, nous comparerons les diverses prévisions en fonction du critère de l'erreur quadratique.

L'expression $2\pi f_d(0)$ représente la somme pondérée des autocovariances de l'échantillon permettant de corriger les possibles problèmes de corrélation sérielle. Comme l'horizon de prévision est supérieur à 1 (il est de cinq trimestres), nous avons suivi la technique de Diebold et Mariano, qui recommandent d'utiliser un « noyau » rectangulaire.

Harvey, Leybourne et Newbold (1997) ont pour leur part proposé deux légères modifications au test de Diebold et Mariano afin d'en améliorer les propriétés pour les échantillons de taille plus restreinte (le test de Diebold et Mariano se comportait mieux avec les gros échantillons). C'est cette version modifiée du test de Diebold et Mariano (MDM) que nous avons utilisée dans la présente étude. La première modification qu'ils ont proposée s'écrit comme suit :

$$MDM = DM \cdot \frac{\sqrt{n + 1 - 2 \cdot h + h \cdot (h-1)/n}}{n} \qquad (36)$$

où n est le nombre d'observations dans chacune des séries d'erreurs de prévision et h est égal à l'horizon de prévision moins 1. La deuxième modification consiste à utiliser une distribution t_{n-1} plutôt qu'une loi normale pour déterminer le seuil critique du test.

En appliquant la version modifiée du test de Diebold et Mariano, on peut vérifier si les équations qui incluent des estimations de l'écart de production produisent des prévisions d'inflation significativement meilleures que l'équation qui n'inclut pas de telles variables. Ce test permet aussi de voir si certaines techniques génèrent des estimations de l'écart de production qui permettent de mieux prévoir l'inflation que celles générées par les autres techniques.

3. Résultats

Cette section présente les résultats obtenus à l'aide des deux méthodes d'évaluation. Toutefois, il est d'abord important de connaître les cycles économiques générés par les diverses techniques d'estimation. Nous présentons ces estimations dans la première partie de cette section.

3.1 Aperçu des cycles économiques

Les Graphiques 1 et 2, présentés dans les deux pages qui suivent, illustrent les cycles économiques finals et en temps réel estimés à l'aide des neuf techniques d'estimation décrites à la section 1.2 (la méthode des VAR structurels génère deux estimations : RLTP et RLTP1). Le Tableau 1 présente pour sa part diverses statistiques rattachées aux estimations finales, en temps réel, quasi-réelles et quasi-finales de chaque technique d'estimation.

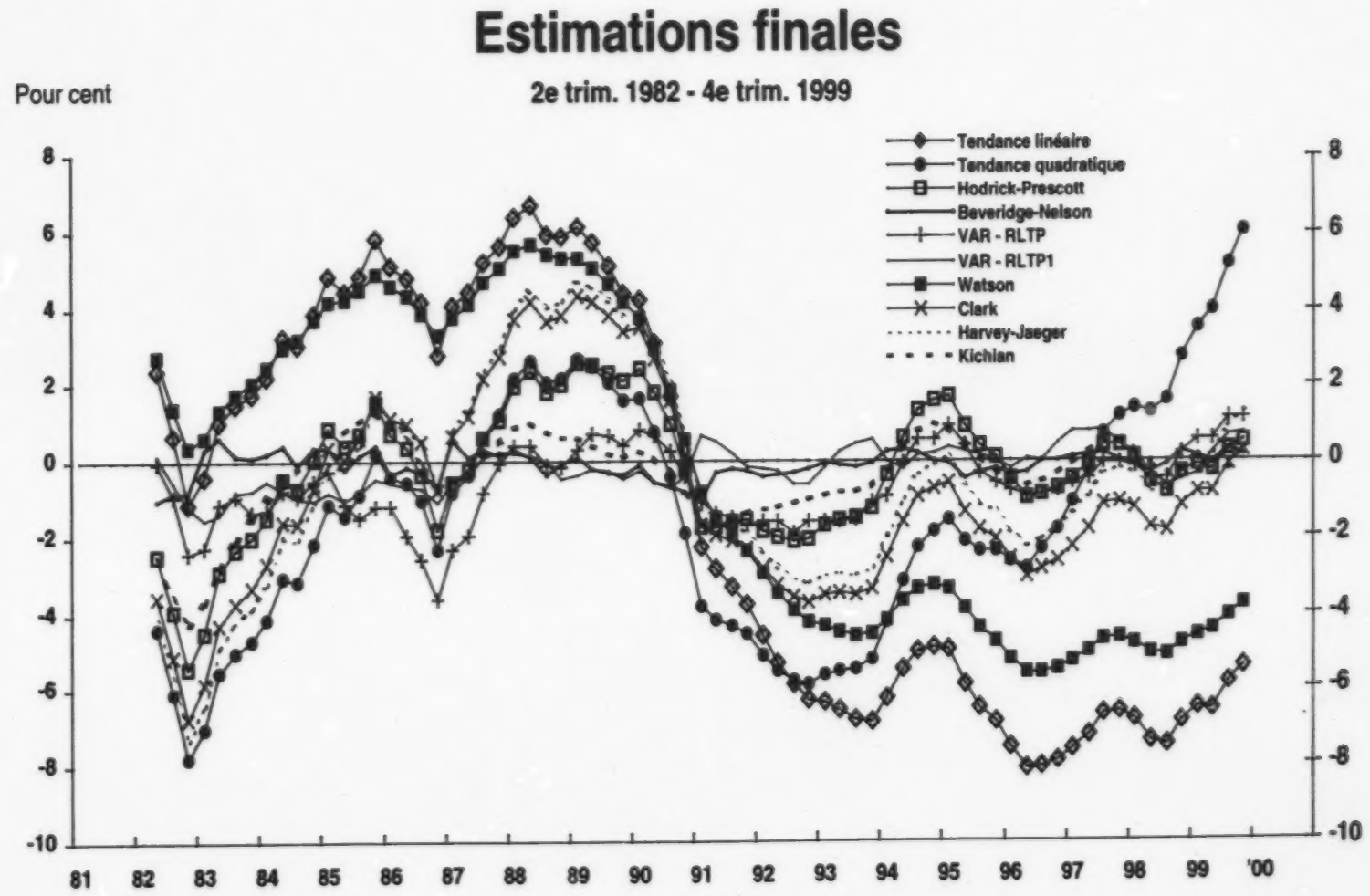
Certains points méritent d'être notés. D'abord, on voit clairement que la tendance linéaire et le modèle de Watson génèrent des cycles économiques peu réalistes, particulièrement dans le cas des estimations en temps réel, où les écarts de production sont fortement négatifs pour toutes les périodes.

Ensuite, la statistique AR1 du Tableau 1 indique que toutes les techniques produisent des cycles économiques très persistants, à l'exception de la décomposition de Beveridge-Nelson, qui donne des coefficients d'autocorrélation du premier ordre variant entre 0,55 et 0,58. D'ailleurs, les cycles économiques générés par cette technique présentent plus de points de retournement que ceux générés avec d'autres techniques d'estimation.

En ce qui a trait à l'ampleur des estimations de l'écart de production, les Graphiques 1 et 2 montrent qu'elle varie sensiblement d'une technique à l'autre, et ce, tant pour les estimations finales que pour les estimations en temps réel. Ces graphiques indiquent aussi que les cycles économiques générés par les diverses techniques n'enregistrent pas nécessairement les mêmes fluctuations à court terme. De plus, il est fréquent que certaines techniques présentent des écarts de production positifs pendant que d'autres donnent des écarts négatifs.

Ces différences observées d'une technique à l'autre indiquent que les erreurs liées au choix d'un modèle inadéquat (le deuxième type d'erreur énoncé à la section 1.3) peuvent être potentiellement assez élevées. Pour s'en convaincre, il suffit de supposer qu'une des techniques produit les « bonnes » estimations de l'écart de production. La différence entre les estimations obtenues à l'aide de cette technique et celles obtenues avec les autres indique alors l'ampleur des erreurs liées au choix d'un modèle inadéquat.

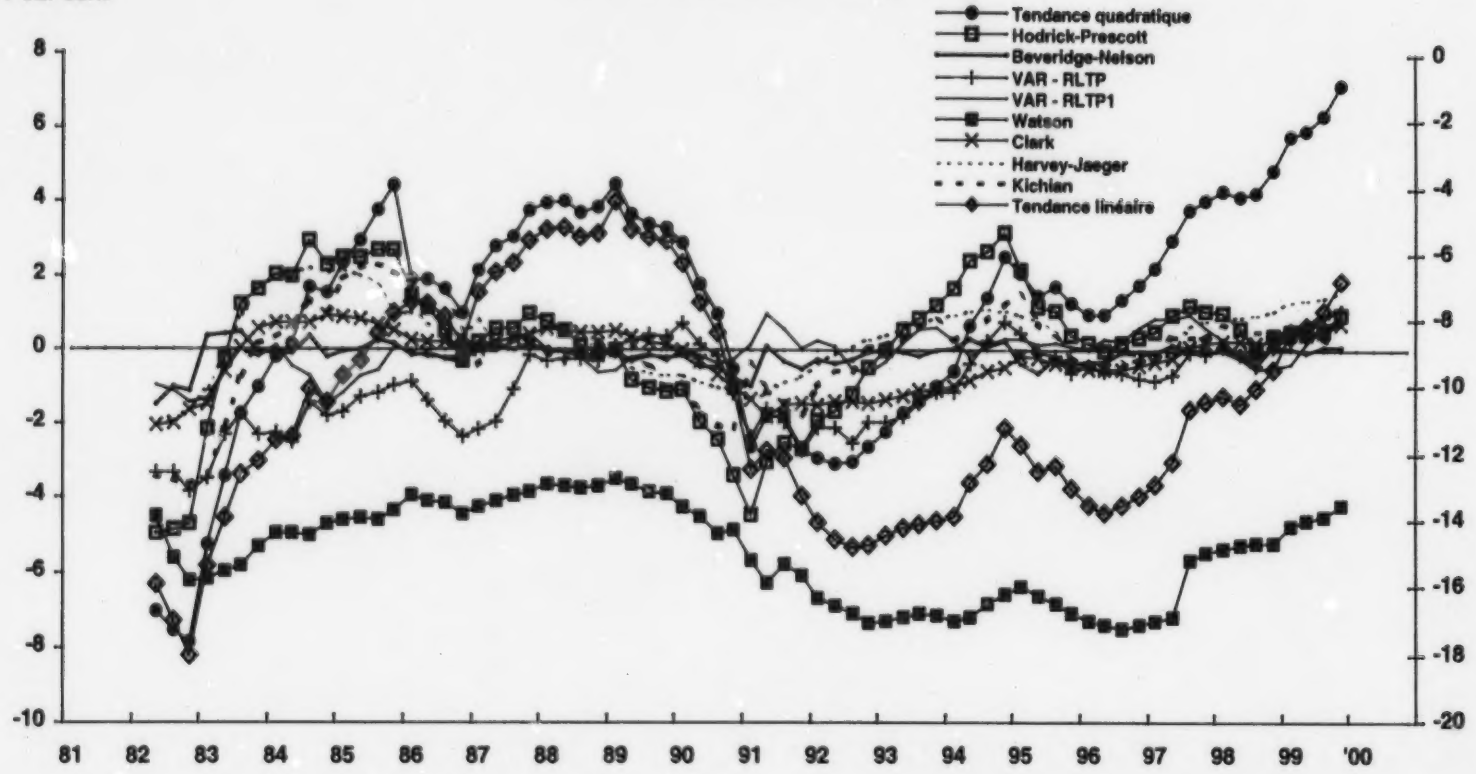
Graphique 1


Estimations finales
Pour cent
2e trim. 1982 - 4e trim. 1999
Tendance linéaire
Tendance quadratique
Hodrick-Prescott
Beveridge-Nelson
VAR - RLTP
VAR - RLTP1
Watson
Clark
Harvey-Jaeger
Kichian
8
6
4
2
0
-2
-4
-6
-8
-10
81
82
83
84
85
86
87
88
89
90
91
92
93
94
95
96
97
98
99
'00

Graphique 2

Estimations en temps réel

2e trim. 1982 - 4e trim. 1999



*Nota : La tendance linéaire se réfère à l'échelle de droite et les autres séries à l'échelle de gauche. La droite représentant un écart de production nul ne s'applique donc pas à la tendance linéaire.

Tableau 1 : Statistiques des estimations de l'écart de production
2e trim. 1982 - 4e trim. 1999

Méthodes	MOY	E-T	MIN	MAX	AR1	COR	RTN
Tendance linéaire							
Est. finales	-1,26	5,23	-8,12	6,69	0,99	1,00	17
Est. en temps réel	-10,59	3,35	-17,99	-4,44	0,97	0,62	17
Est. quasi-réelles	-9,14	2,93	-14,08	-3,95	0,97	0,68	15
Tendance quadratique							
Est. finales	-1,49	3,14	-7,80	6,03	0,97	1,00	17
Est. en temps réel	1,15	3,22	-7,87	7,21	0,97	0,91	19
Est. quasi-réelles	1,72	3,35	-7,18	7,91	0,98	0,92	15
Hodrick-Prescott							
Est. finales	-0,25	1,68	-5,43	2,59	0,92	1,00	21
Est. en temps réel	0,12	1,90	-4,95	3,20	0,94	0,45	22
Est. quasi-réelles	0,15	1,95	-4,49	3,32	0,94	0,48	19
Beveridge-Nelson							
Est. finales	-0,09	0,36	-1,04	0,61	0,55	1,00	35
Est. en temps réel	-0,14	0,34	-1,47	0,48	0,55	0,82	45
Est. quasi-réelles	-0,09	0,25	-0,90	0,35	0,58	0,97	34
VAR - RLTP							
Est. finales	-0,65	1,00	-3,61	1,16	0,87	1,00	26
Est. en temps réel	-1,01	1,16	-3,84	1,09	0,92	0,81	32
Est. quasi-réelles	-1,00	1,12	-3,48	1,19	0,90	0,91	27
VAR - RLTP1							
Est. finales	-0,21	0,56	-1,53	0,84	0,83	1,00	25
Est. en temps réel	-0,08	0,54	-1,46	0,97	0,81	0,83	27
Est. quasi-réelles	-0,15	0,49	-1,46	0,88	0,82	0,95	26
Watson							
Est. finales	-0,33	4,08	-5,57	5,68	0,99	1,00	11
Est. en temps réel	-5,46	1,29	-7,52	-3,46	0,96	0,81	21
Est. quasi-réelles	-4,75	0,89	-6,33	-3,34	0,96	0,84	15
Est. quasi-finales	-2,26	1,22	-2,84	2,67	0,90	0,70	15
Clark							
Est. finales	-0,85	2,58	-6,73	4,32	0,96	1,00	21
Est. en temps réel	-0,26	0,81	-2,07	0,93	0,96	0,62	16
Est. quasi-réelles	-0,20	0,73	-1,79	0,78	0,97	0,63	16
Est. quasi-finales	-0,55	0,77	-2,61	0,67	0,97	0,70	15
Harvey-Jaeger							
Est. finales	-0,51	2,70	-7,29	4,73	0,96	1,00	21
Est. en temps réel	0,33	1,00	-1,98	2,25	0,95	0,04	18
Est. quasi-réelles	-0,02	1,23	-5,73	1,82	0,61	0,12	18
Est. quasi-finales	-0,25	1,57	-3,33	1,78	0,99	0,84	9
Kichian							
Est. finales	-0,39	1,13	-4,22	1,31	0,94	1,00	13
Est. en temps réel	-0,07	1,29	-3,61	2,31	0,92	0,78	28
Est. quasi-réelles	0,02	1,22	-2,84	2,67	0,90	0,70	30
Est. quasi-finales	-0,19	1,00	-3,22	1,37	0,91	0,88	26

* Nota: MOY est la moyenne de la série; É-T, l'écart-type; MIN et MAX, les minimums et maximums; AR1, la corrélation sérielle de premier ordre; COR, la corrélation entre la série et la série finale; RTN, le nombre de points de retournement.

Les Tableaux 2 à 7 présentent trois statistiques différentes permettant d'évaluer la gravité potentielle des erreurs liées au choix d'un « mauvais » modèle pour les estimations finales et en temps réel. Dans ces tableaux, chaque ligne repose sur l'hypothèse que la technique présentée constitue le bon modèle et chaque colonne un mauvais, de sorte qu'il est possible d'évaluer toutes les combinaisons d'erreurs possibles.

Les Tableaux 2 et 3 donnent un aperçu de l'écart-type de l'erreur d'estimation entre le bon modèle et le mauvais par rapport à l'écart-type du bon modèle, et ce, pour les estimations finales et en temps réel (il s'agit d'une statistique semblable au ratio RET décrit à la section 2.2.5). Une statistique près de 0 signifie qu'une mauvaise technique reproduit assez bien les estimations générées par le bon modèle. On voit qu'en général les ratios sont assez élevés. Il est même fréquent d'observer des ratios supérieurs à 1, ce qui signifie que l'écart-type de la différence entre les estimations générées par le bon et un mauvais modèle est supérieure à l'écart-type des bonnes estimations de l'écart de production. De plus, si on suppose que la décomposition de Beveridge-Nelson, la méthode RLTP ou la méthode RLTP1 produit les bonnes estimations de l'écart de production, on voit que les autres techniques ont beaucoup de difficultés à reproduire ces estimations, ce, tant avec les données en temps réel qu'avec les données finales.

Les Tableaux 4 et 5 montrent pour leur part la corrélation entre le bon modèle et le mauvais. Un coefficient de corrélation de 1 indique qu'un mauvais modèle reflète bien les variations à court terme de l'écart de production. S'il est vrai que certaines techniques sont fortement corrélées les unes aux autres, on voit qu'en général les corrélations ne sont pas très élevées. En fait, aucune technique ne parvient à maintenir un coefficient de corrélation supérieur à 0,5 avec toutes les autres techniques.

Finalement, les Tableaux 6 et 7 indiquent la fréquence à laquelle le signe de l'estimation de l'écart de production d'un mauvais modèle est différent de celui du bon. Plus cette fréquence est près de 0, plus le mauvais modèle est un bon indicateur de l'écart de production. Or, les valeurs sont en général relativement élevées, particulièrement pour les estimations en temps réel.

Les statistiques des Tableaux 2 à 7 montrent clairement que les erreurs liées au choix d'un modèle inadéquat sont potentiellement assez élevées. En effet, même en utilisant les données finales, on voit que les différences entre les modèles sont assez grandes. Cette analyse ne permet toutefois pas de formuler de conclusions sur la fiabilité des diverses techniques d'estimation, ni sur le choix du meilleur modèle à adopter. Pour savoir si une technique fournit des estimations fiables de l'écart de production, il faut appliquer d'autres méthodes d'évaluation, comme par exemple l'examen des révisions apportées aux estimations de l'écart de production.

Tableau 2 : Ratio écart-type de la différence entre les deux modèles / écart-type du bon modèle

Estimations finales des cycles économiques

(2e trim. 1982 - 4e trim. 1999)

		Mauvais Modèles									
		TL	TQ	HP	BN	RLTP	RLTP1	Watson	Clark	HJ	Kichian
Bons Modèles	TL	-	1,04	0,94	0,99	1,02	1,05	0,22	0,78	0,87	0,98
	TQ	1,74	-	0,68	0,97	0,82	0,96	1,47	0,63	0,56	0,80
	HP	2,92	1,27	-	0,97	0,74	0,96	2,30	0,79	0,79	0,48
	BN	14,50	8,52	4,53	-	2,82	1,85	11,34	7,11	7,43	2,96
	RLTP	5,35	2,57	1,24	1,01	-	0,91	4,24	2,27	2,30	1,09
	RLTP1	9,85	5,42	2,89	1,19	1,64	-	7,82	4,64	4,72	1,99
	Watson	0,28	1,13	0,95	0,99	1,04	1,07	-	0,78	0,99	0,98
	Clark	1,58	0,77	0,51	0,99	0,87	1,00	1,23	-	0,18	0,74
	HJ	1,68	0,66	0,49	0,99	0,85	0,97	1,35	0,18	-	0,72
	Kichian	4,50	2,21	0,70	0,94	0,96	0,98	3,55	1,68	1,72	-

Tableau 3 : Ratio écart-type de la différence entre les deux modèles / écart-type du bon modèle

Estimations en temps réel des cycles économiques

(2e trim. 1982 - 4e trim. 1999)

		Mauvais Modèles									
		TL	TQ	HP	BN	RLTP	RLTP1	Watson	Clark	HJ	Kichian
Bons Modèles	TL	-	0,64	1,00	0,97	0,84	1,00	0,83	0,83	0,98	0,92
	TQ	0,66	-	0,80	0,95	0,72	0,95	1,69	0,80	0,88	0,80
	HP	1,76	1,36	-	0,87	0,93	0,98	2,21	0,77	0,58	0,55
	BN	9,45	8,88	4,84	-	3,19	1,64	11,49	2,07	2,43	3,35
	RLTP	2,43	2,00	1,52	0,94	-	0,89	3,43	0,87	1,13	1,16
	RLTP1	6,12	5,61	3,42	1,03	1,89	-	7,69	1,78	2,04	2,34
	Watson	2,17	4,24	3,26	3,07	3,09	3,26	-	2,88	3,19	3,20
	Clark	3,45	3,20	1,81	0,88	1,26	1,20	4,61	-	0,93	1,21
	HJ	3,30	2,84	1,11	0,84	1,32	1,11	4,11	0,75	-	0,76
	Kichian	2,39	2,01	0,80	0,89	1,04	0,99	3,19	0,76	0,59	-

Tableau 4 : Corrélation entre les estimations du bon et des mauvais modèles

Estimations finales des cycles économiques

(2e trim. 1982 – 4e trim. 1999)

		Mauvais Modèles									
		TL	TQ	HP	BN	RLTP	RLTP1	Watson	Clark	HJ	Kichian
Bons Modèles	TL	-									
	TQ	0,21	-								
	HP	0,34	0,76	-							
	BN	0,05	0,24	0,23	-						
	RLTP	-0,04	0,67	0,68	0,13	-					
	RLTP1	-0,48	0,26	0,26	-0,02	0,41	-				
	Watson	1,00	0,19	0,32	0,03	-0,06	-0,49	-			
	Clark	0,63	0,77	0,89	0,13	0,49	0,07	0,62	-		
	HJ	0,49	0,82	0,92	0,12	0,55	0,19	0,47	0,98	-	
	Kichian	0,19	0,67	0,91	0,33	0,48	0,28	0,17	0,73	0,77	-

Tableau 5 : Corrélation entre les estimations du bon et des mauvais modèles

Estimations en temps réel des cycles économiques

(2e trim. 1982 – 4e trim. 1999)

		Mauvais Modèles									
		TL	TQ	HP	BN	RLTP	RLTP1	Watson	Clark	HJ	Kichian
Bons Modèles	TL	-									
	TQ	0,79	-								
	HP	0,27	0,59	-							
	BN	0,29	0,47	0,71	-						
	RLTP	0,58	0,83	0,41	0,31	-					
	RLTP1	0,07	0,34	0,19	0,25	0,45	-				
	Watson	0,85	0,47	0,01	0,01	0,20	-0,28	-			
	Clark	0,74	0,82	0,68	0,46	0,51	-0,01	0,62	-		
	HJ	0,18	0,50	0,89	0,59	0,26	0,03	0,06	0,67	-	
	Kichian	0,38	0,63	0,85	0,50	0,39	0,23	0,13	0,65	0,81	-

Lorsque seulement la moitié d'un tableau est remplie, cela signifie que les statistiques présentées dans la partie inférieure gauche sont identiques à celles qui seraient présentées dans la partie supérieure droite.

Tableau 6 : Fréquence à laquelle les estimations des deux modèles sont de signe différent

Estimations finales des cycles économiques

(2e trim. 1982 – 4e trim. 1999)

		Mauvais Modèles									
		TL	TQ	HP	BN	RLTP	RLTP1	Watson	Clark	HJ	Kichian
Bons Modèles	TL	-									
	TQ	0,41	-								
	HP	0,34	0,27	-							
	BN	0,42	0,44	0,45	-						
	RLTP	0,45	0,21	0,28	0,42	-					
	RLTP1	0,69	0,42	0,44	0,44	0,38	-				
	Watson	0,04	0,45	0,38	0,44	0,49	0,73	-			
	Clark	0,17	0,27	0,23	0,45	0,31	0,58	0,18	-		
	HJ	0,24	0,23	0,24	0,44	0,24	0,54	0,25	0,07	-	
	Kichian	0,32	0,28	0,07	0,44	0,32	0,42	0,37	0,24	0,28	-

Tableau 7 : Fréquence à laquelle les estimations des deux modèles sont de signe différent

Estimations en temps réel des cycles économiques

(2e trim. 1982 – 4e trim. 1999)

		Mauvais Modèles									
		TL	TQ	HP	BN	RLTP	RLTP1	Watson	Clark	HJ	Kichian
Bons Modèles	TL	-									
	TQ	0,69	-								
	HP	0,68	0,21	-							
	BN	0,30	0,54	0,46	-						
	RLTP	0,21	0,48	0,61	0,31	-					
	RLTP1	0,48	0,52	0,39	0,46	0,46	-				
	Watson	0,00	0,69	0,68	0,30	0,21	0,48	-			
	Clark	0,48	0,30	0,31	0,44	0,41	0,65	0,48	-		
	HJ	0,63	0,34	0,15	0,45	0,59	0,49	0,63	0,35	-	
	Kichian	0,58	0,34	0,24	0,42	0,51	0,49	0,58	0,30	0,17	-

Lorsque seulement la moitié d'un tableau est remplie, cela signifie que les statistiques présentées dans la partie inférieure gauche sont identiques à celles qui seraient présentées dans la partie supérieure droite.

3.2 Première méthode d'évaluation : révisions des estimations de l'écart de production

Un premier aperçu des révisions totales (la différence entre les estimations finales et en temps réel) apportées aux estimations des cycles économiques pour chacune des techniques d'estimation est présenté au Tableau 8 et au Graphique 3. Certains faits intéressants ressortent de ces résultats.

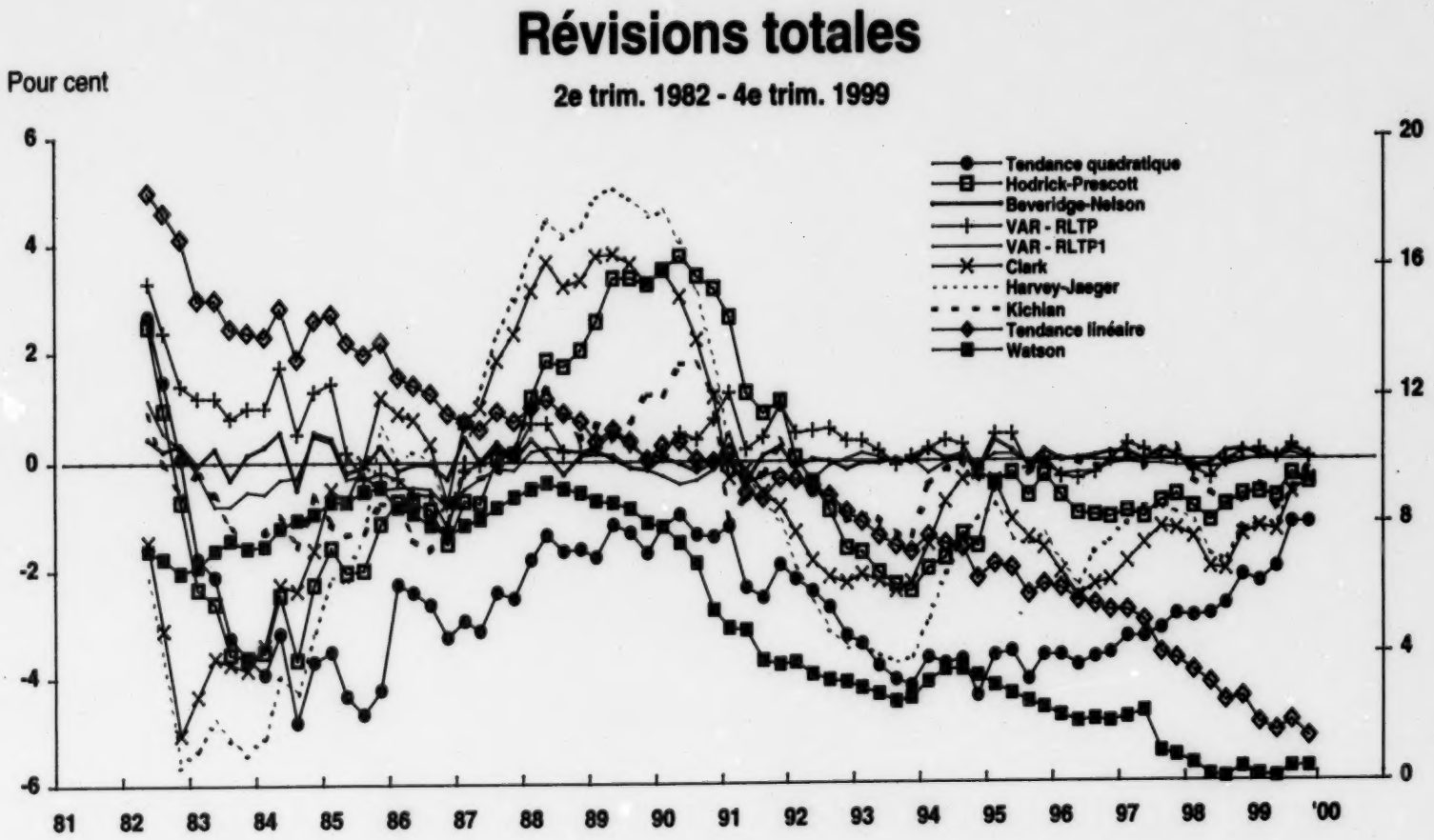
Tableau 8 : Statistiques des révisions totales de l'écart de production
(2e trim. 1982 – 4e trim. 1999)

Méthodes	MABS	É-T	MIN	MAX	AR1
Tendance linéaire	9,33	4,11	1,35	18,31	0,99
Tendance quadratique	2,76	1,33	-4,93	2,71	0,88
Hodrick-Prescott	1,59	1,88	-3,67	3,79	0,94
Beveridge-Nelson	0,17	0,21	-0,49	0,55	-0,16
VAR - RLTP	0,51	0,68	-1,24	3,28	0,77
VAR - RLTP1	0,26	0,32	-0,84	1,16	0,65
Watson	5,13	3,14	0,11	9,34	0,99
Clark	1,91	2,18	-5,07	3,81	0,96
Harvey-Jaeger	2,46	2,84	-5,66	5,06	0,97
Kichian	0,72	0,82	-1,65	1,78	0,81

* Nota : MABS représente la moyenne des valeurs absolues de la série estimée; É-T, son écart-type; MIN et MAX, ses valeurs minimales et maximales; AR1, la corrélation sérielle de premier ordre.

D'abord, les révisions totales apportées aux estimations en temps réel générées par la tendance linéaire et par la méthode de Watson montrent clairement que l'hypothèse d'une croissance de la production potentielle qui serait constante n'est pas réaliste. En effet, ces révisions sont élevées (en valeur absolue) et présentent des coefficients d'autocorrélation de premier ordre très élevés, signifiant qu'elles sont très persistantes. De plus, comme leurs révisions sont toujours positives, on peut dire qu'en temps réel ces techniques sous-estiment de façon systématique l'écart de production final. Ensuite, on constate que la tendance quadratique, au contraire de la tendance

Graphique 3



*Nota : La tendance linéaire et le modèle de Watson se réfèrent à l'échelle de droite et les autres séries à l'échelle de gauche. La droite représentant un écart de production nul ne s'applique donc pas à ces deux séries puisque les révisions sont toujours positives.

linéaire, surestime de façon systématique l'écart de production, puisque les révisions pour cette technique sont négatives sur l'ensemble de l'échantillon, à l'exception des trois premiers trimestres. Cela prouve donc que les tendances déterministes ne permettent pas de bien estimer l'écart de production au Canada[27].

La statistique AR1 du Tableau 8 montre par ailleurs que les révisions de toutes les techniques univariées, à l'exception de la méthode de Beveridge-Nelson, sont très persistantes. Cette forte persistance signifie que le délai qui s'écoule avant que l'on détermine toute l'ampleur des erreurs d'estimation en fin de période est assez long pour ces techniques. Les révisions des estimations obtenues à l'aide de techniques multivariées présentent, elles aussi, un niveau de persistance relativement élevé, mais tout de même plus faible que celui obtenu avec les techniques univariées. Ce résultat confirme en quelque sorte l'hypothèse que l'ajout de certaines variables clés permet de mieux détecter les chocs affectant la production potentielle. Le cas de la méthode de Beveridge-Nelson est toutefois une exception, puisqu'il s'agit d'une technique univariée dont les révisions ne sont pas persistantes. Cela s'explique surtout par le fait que les estimations de l'écart de production sont peu persistantes elles aussi (voir la statistique AR1 du Tableau 1).

Pour ce qui est de l'ampleur des révisions, on peut voir au Graphique 3 que les techniques multivariées semblent présenter des révisions plus faibles que les techniques univariées. Les deux premières colonnes du Tableau 8 confirment ce résultat. En effet, si on ne tient pas compte de la décomposition de Beveridge-Nelson, l'erreur absolue moyenne et l'écart-type des techniques univariées sont toujours plus élevés que ceux des techniques multivariées. Mais dans certains cas, l'ampleur des erreurs d'estimation importe peu. Pour les autorités monétaires par exemple, l'écart de production peut n'être qu'un simple indicateur servant à déterminer si la politique monétaire doit être expansionniste ou restrictive. Dans ce cas, elles peuvent utiliser d'autres indicateurs pour évaluer la fiabilité des révisions apportées aux estimations de l'écart de production.

3.2.1 Indicateurs de fiabilité

Le Tableau 9 présente le comportement des diverses techniques d'estimation comparativement aux indicateurs de fiabilité décrits à la section 2.2.5. Comme nous l'avons mentionné plus tôt, ces indicateurs ne permettent pas de conclure avec certitude qu'une technique est fiable, puisqu'ils

27. Nous n'avons pas testé la méthode de la tendance déterministe linéaire qui inclut une brisure dans la tendance. Toutefois, Orphanides et van Norden (1999) ont trouvé avec des données américaines que cette méthode ne donnait pas nécessairement de meilleurs résultats que les autres techniques. Pour confirmer cette conclusion, les tests devraient aussi être effectués sur des tendances déterministes utilisant des polynômes d'ordre supérieur à 2.

sous-estiment l'erreur totale affectant les estimations de l'écart de production. Ils peuvent toutefois indiquer qu'une technique n'est pas fiable.

Tableau 9: Indicateurs de la fiabilité
2e trim. 1982 - 4e trim. 1999

Méthodes	RET	COR	SIGNOP
Tendance linéaire	0,79	0,62	0,45
Tendance quadratique	0,43	0,91	0,37
Hodrick-Prescott	1,12	0,45	0,42
Beveridge-Nelson	0,59	0,82	0,21
VAR - RLTP	0,68	0,81	0,07
VAR - RLTP1	0,58	0,83	0,15
Watson	0,77	0,81	0,49
Clark	0,84	0,62	0,28
Harvey-Jaeger	1,05	0,04	0,56
Kichian	0,73	0,78	0,39

Les résultats obtenus pour la statistique RET semblent indiquer que les diverses techniques produisent des estimations en temps réel qui ne sont pas très fiables. En effet, si les estimations étaient fiables, l'écart-type des révisions serait très petit par rapport à l'écart-type des estimations finales, ce qui n'est le cas pour aucune technique. En fait, la technique la plus performante selon cette statistique est la tendance quadratique, avec un ratio de 0,43, qui est tout de même passablement élevé. Pour le modèle de Harvey-Jaeger et le filtre de Hodrick-Prescott, le ratio RET est supérieur à 1, ce qui signifie que l'écart-type des révisions apportées aux estimations en temps réel est supérieur à l'écart-type des estimations finales. Le niveau d'incertitude relative aux estimations en temps réel de ces deux techniques est donc très élevé. Finalement, il est intéressant de noter que la décomposition de Beveridge-Nelson et les méthodes multivariées ne donnent pas des ratios beaucoup plus faibles que les autres techniques univariées. Ainsi, les faibles écarts-types des révisions totales observés au Tableau 8 pour ces techniques par rapport aux écarts-types des autres techniques n'étaient pas nécessairement de bons indicateurs de leur fiabilité.

De son côté, la statistique montrant la corrélation (COR) entre l'estimation finale et l'estimation en temps réel du cycle économique indique clairement que la modèle de Harvey-Jaeger n'est pas fiable. En effet, la statistique est pratiquement égale à 0 pour cette technique (0,01). Le filtre de Hodrick-Prescott, avec une statistique de 0,45, semble aussi peu fiable. Les autres techniques semblent néanmoins produire des estimations en temps réel dont les variations à court terme ressemblent à celles des estimations finales. La technique qui présente la corrélation la plus élevée est la tendance quadratique (0,91). Cette statistique est toutefois trompeuse puisqu'au Graphique 3, on voit clairement que l'estimation en temps réel générée par la tendance quadratique est systématiquement supérieure à l'estimation finale.

En ce qui a trait à la statistique SIGNOP, on voit que les deux types d'estimations obtenues avec les VAR structurels présentent des statistiques assez près de 0. Cela signifie que le signe de l'écart de production obtenu en temps réel à l'aide de ces deux techniques varie rarement par suite des révisions apportées aux estimations. Ce résultat peut être intéressant pour des décideurs publics qui se préoccupent davantage du signe de l'écart de production estimé que de l'ampleur de l'estimation. On voit au contraire que le modèle de Harvey-Jaeger, la tendance linéaire et le filtre de Hodrick-Prescott ne donnent pas de bons résultats pour cette statistique.

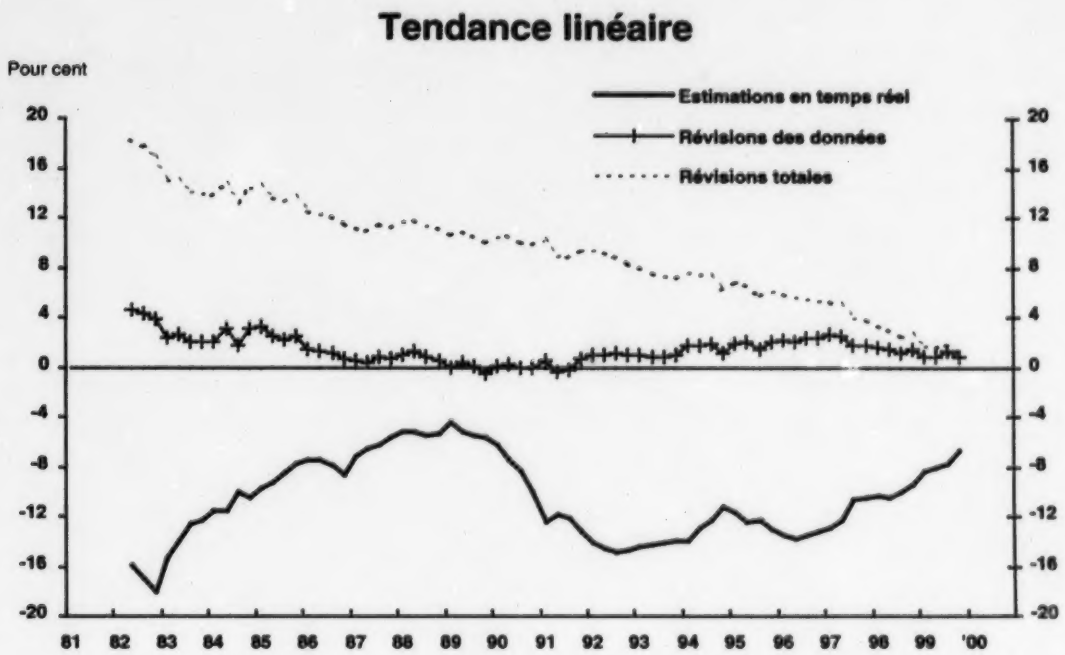
Dans l'ensemble, les techniques qui donnent les meilleurs résultats sur le plan de la fiabilité sont la décomposition de Beveridge-Nelson, les deux VAR structurels et le modèle de Kichian. La tendance quadratique donne aussi de bons résultats pour plusieurs indicateurs, mais ces statistiques sont trompeuses. En effet, on a vu que les estimations en temps réel générées par cette méthode donnent systématiquement une estimation plus élevée que l'estimation finale.

3.2.2 Décomposition des révisions

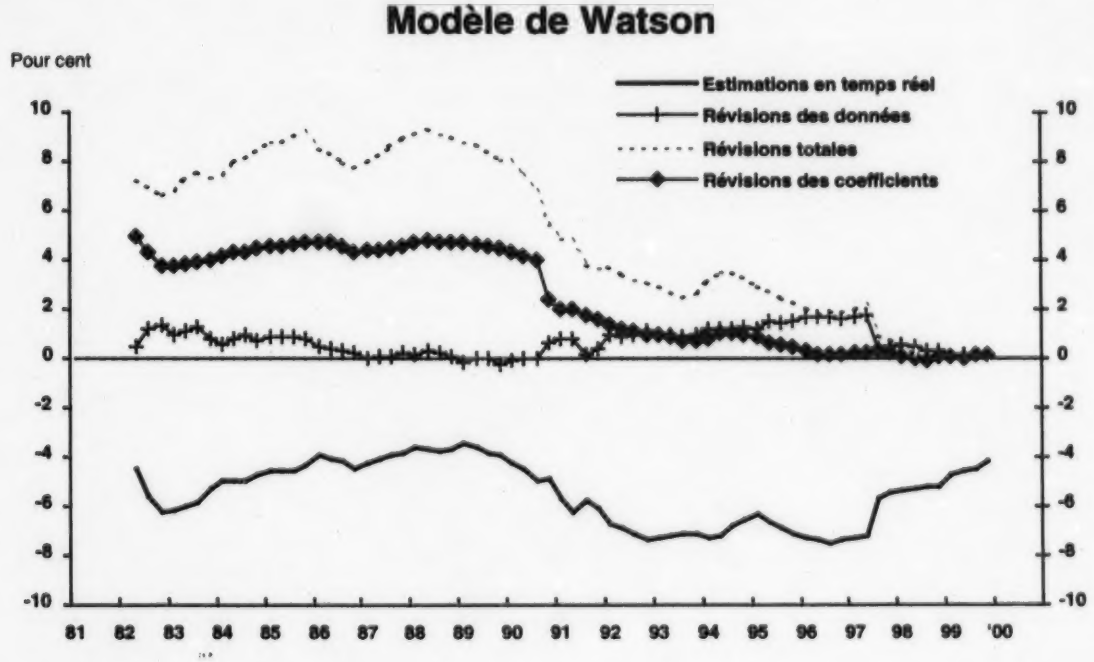
Les Graphiques 4 à 13 (voir les cinq pages suivantes) illustrent les estimations des cycles économiques en temps réel ainsi que la décomposition de leurs révisions. La première constatation qui en ressort pour toutes les techniques univariées, à l'exception de la technique Beveridge-Nelson, est que l'ampleur des révisions totales est toujours d'un ordre de grandeur semblable à l'ampleur des estimations en temps réel. Pour les modèles de Clark et de Harvey-Jaeger, l'ampleur des révisions totales est même plus grande que celle des estimations en temps réel. Ces résultats indiquent que ces techniques univariées ne modélisent pas bien la production potentielle en fin d'échantillon.

On voit clairement que la taille relative des révisions totales par rapport aux estimations de l'écart de production est beaucoup plus faible lorsqu'elle est calculée avec la technique de Beveridge-Nelson et les modèles multivariés qu'avec les autres techniques univariées. Ce résultat semble

Graphique 4

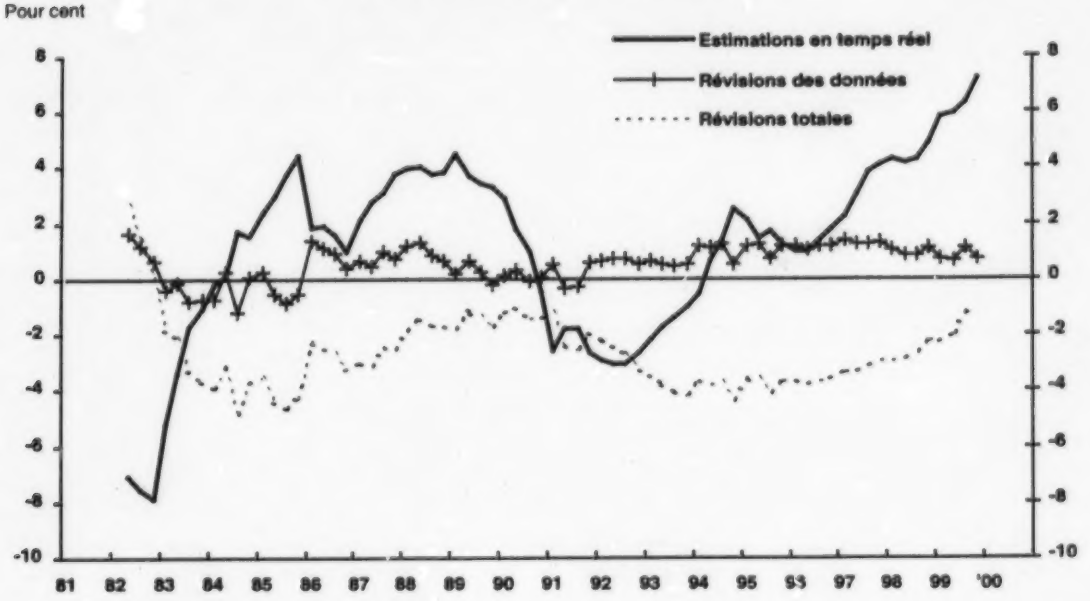


Graphique 5



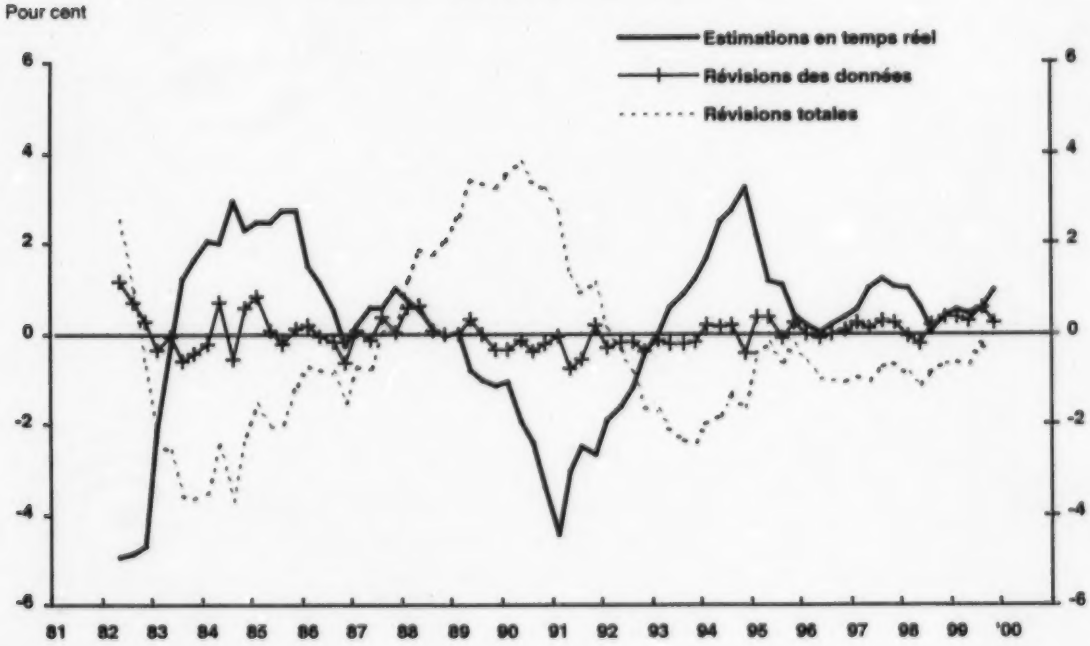
Graphique 6

Tendance quadratique



Graphique 7

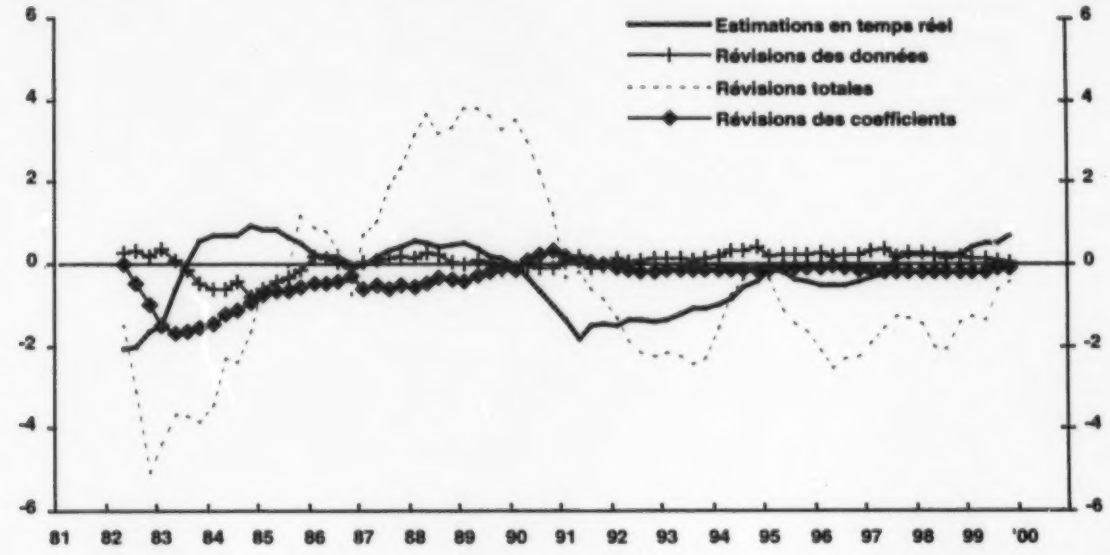
Filtre de Hodrick-Prescott



Graphique 8

Modèle de Clark

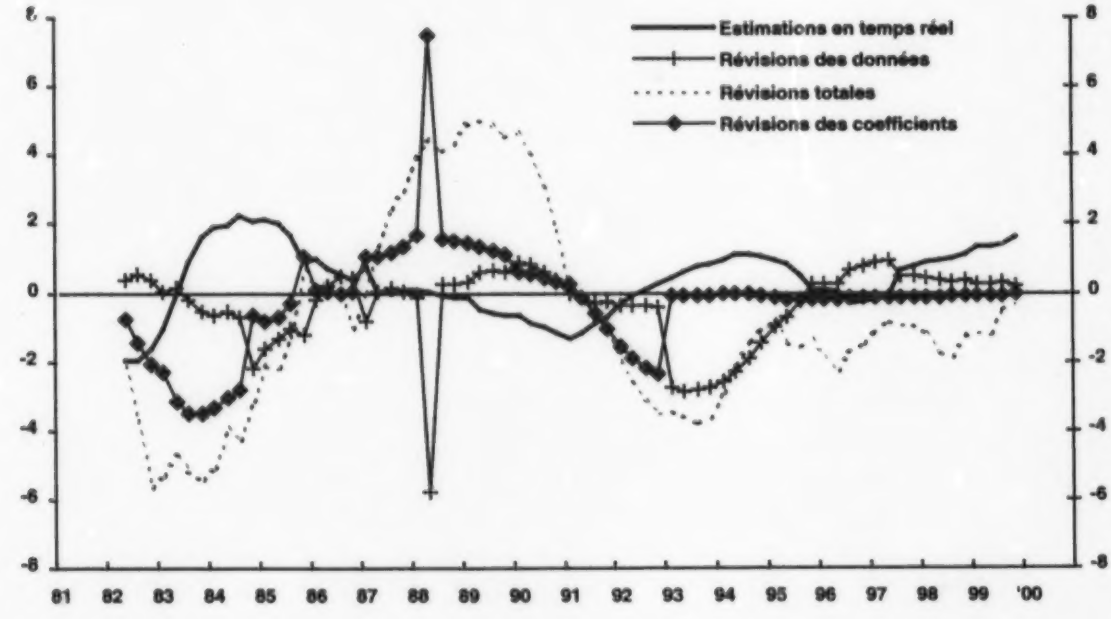
Pour cent



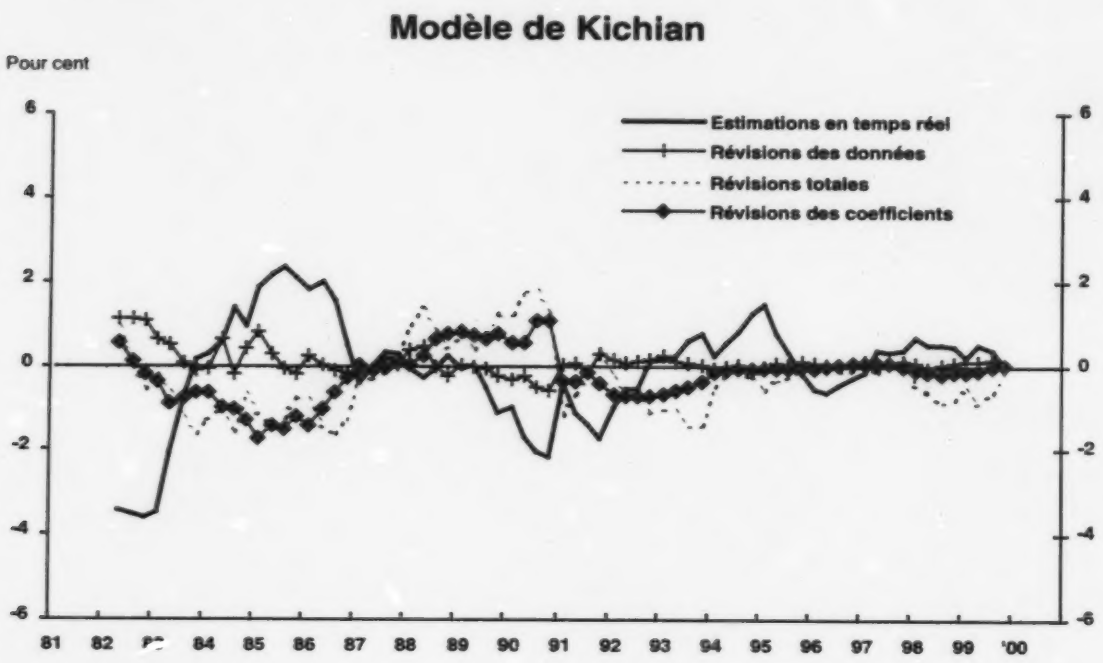
Graphique 9

Modèle de Harvey-Jaeger

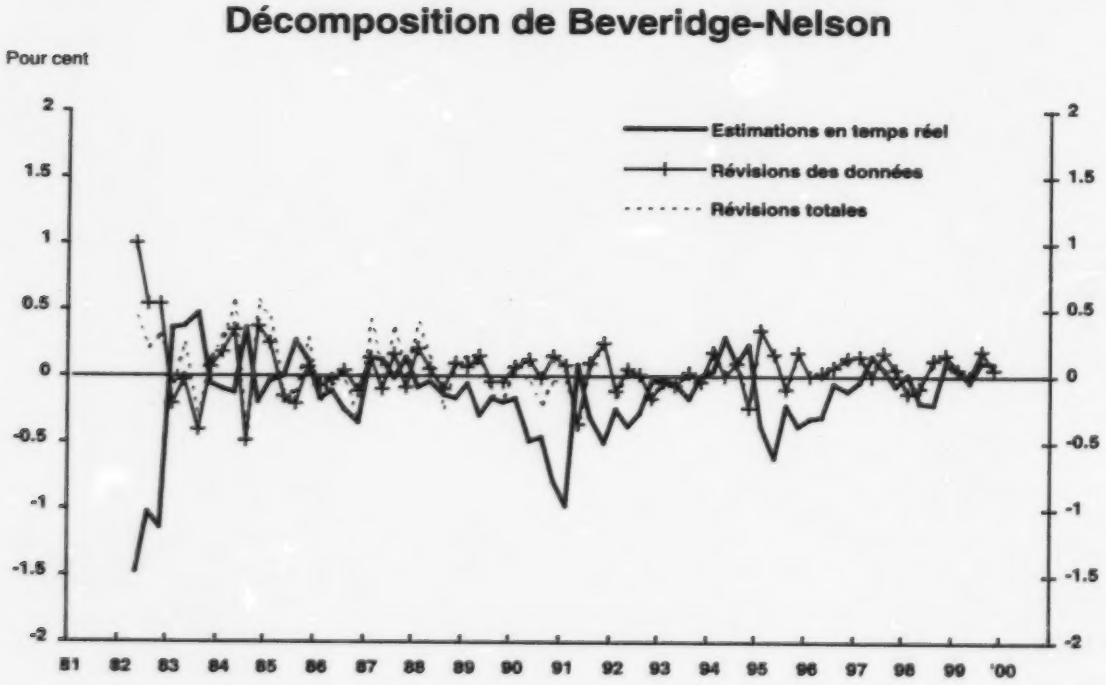
Pour cent



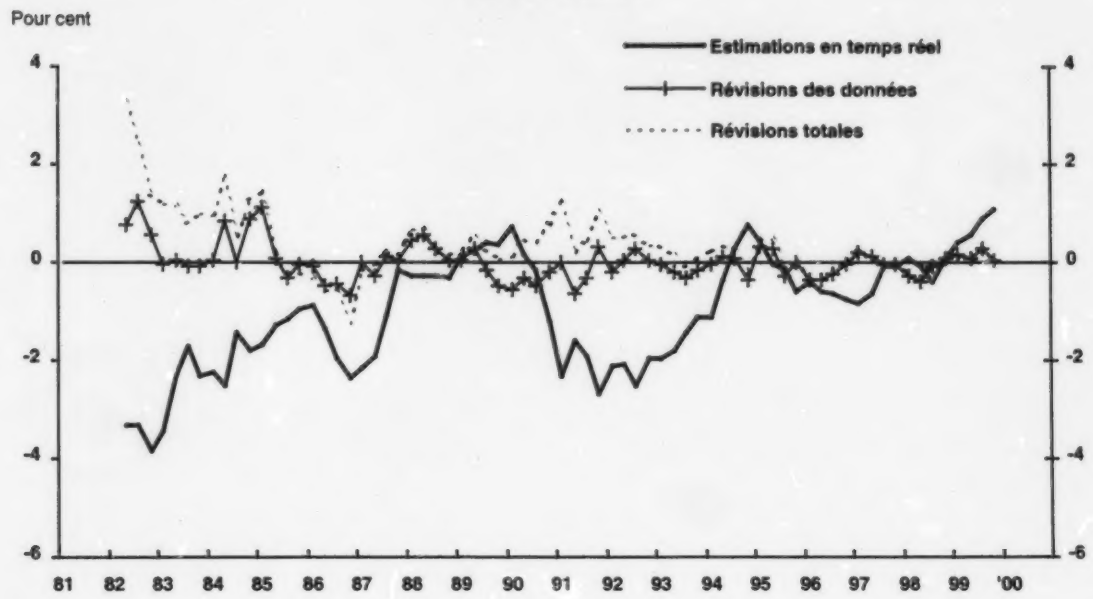
Graphique 10



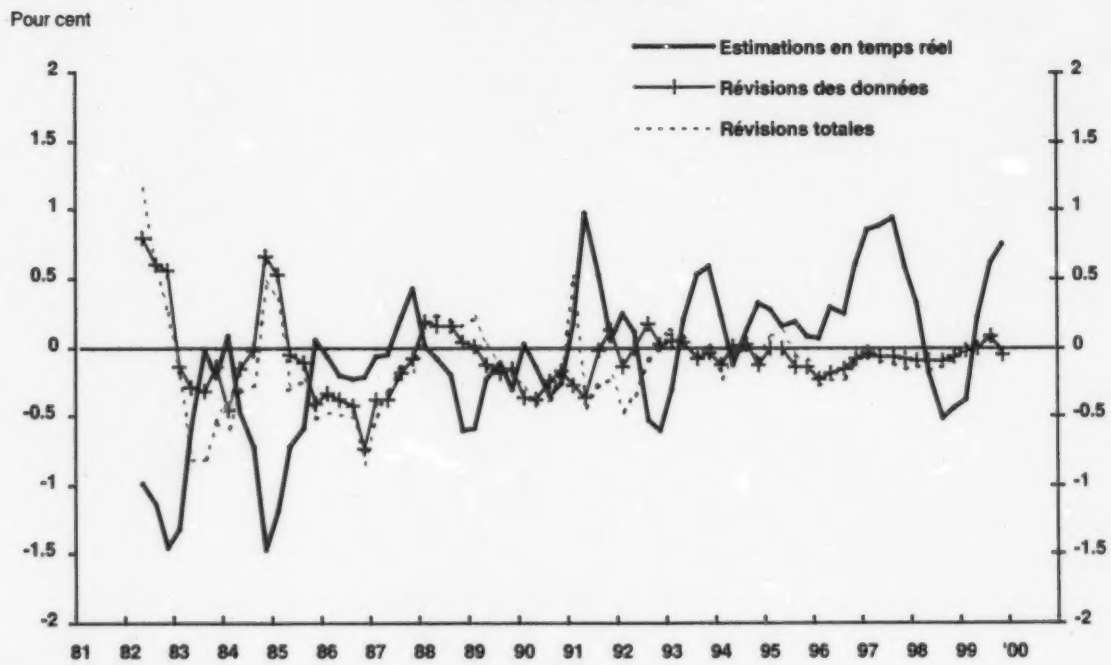
Graphique 11



Graphique 12



Graphique 13



démontrer la supériorité de ces techniques par rapport aux autres modèles univariés. En revanche, il faut reconnaître que ces techniques ont tout de même donné des statistiques RET relativement élevées (voir Tableau 9), ce qui signifie que l'incertitude entourant les estimations en temps réel est relativement élevée dans le cas de ces techniques aussi. Il est par ailleurs intéressant de constater que les révisions effectuées avec la techniques de Beveridge-Nelson semblent être corrélées négativement avec les estimations en temps réel. Cela reflète probablement le fait que les coefficients estimés du modèle ARMA sont sensibles à la taille de l'échantillon.

S'il est vrai que la décomposition de Beveridge-Nelson et les modèles multivariés surpassent les autres modèles univariés, on peut néanmoins se poser certaines questions sur la validité des cycles économiques en temps réel générés par certaines de ces techniques. Le cas le plus douteux est le cycle en temps réel généré par la méthode RLTP1. En effet, les récessions du début des années 1980 et du début des années 1990 ne semblent pas se démarquer de celles des autres périodes comme on s'y attendrait. De plus, cette méthode appréhende beaucoup plus de cycles qu'on pourrait s'imaginer. La décomposition de Beveridge-Nelson présente aussi beaucoup de petites fluctuations peu persistantes. Néanmoins, cette dernière à le mérite de déceler les deux récessions majeures des deux dernières décennies. La persistance de ces récessions est cependant beaucoup moins prononcée que celle obtenue avec les autres techniques d'estimation.

La méthode RLTP et le la méthode de Kichian semblent pour leur part présenter des récessions plus « normales » dans la mesure où elles sont plus prononcées et plus longues. Toutefois, selon la méthode RLTP, la production observée aurait été inférieure à son niveau potentiel pendant la majeure partie des deux dernières décennies, ce qui est douteux, compte tenu du niveau élevé d'inflation observé vers la fin des années 1980. Cela signifierait en effet que la hausse de l'inflation a été expliquée par des chocs qui affectent la production potentielle.

Un point intéressant qui ressort pour toutes les techniques, à l'exception de la décomposition de Beveridge-Nelson et des VAR structurels, est que l'ampleur des révisions de données est petite comparativement à celle des révisions totales, ce qui signifie que les révisions de données n'expliquent qu'une faible partie des révisions totales observées. D'autres facteurs doivent être envisagés pour expliquer les fortes révisions totales, entre autres, une mauvaise spécification des modèles ou un niveau élevé d'erreurs statistiques durant l'estimation des coefficients et des résidus. À l'opposé, les révisions de données expliquent presque entièrement les révisions totales apportées aux estimations de l'écart de production générées par la décomposition de Beveridge-Nelson et par les VAR structurels.

Pour les modèles à composantes non observées (voir les Graphiques 5, 8, 9 et 10), on peut aussi vérifier la part des révisions totales qui est due à une révision des coefficients. Il est ainsi possible

de voir si les coefficients sont stables dans le temps. Le modèle de Clark semble être celui des quatre qui est le moins affecté par le problème d'instabilité des coefficients. En effet, seul le début des années 1980 est touché par des révisions des coefficients.

Comme on peut le constater au Graphique 5, le modèle de Watson présente un problème important d'instabilité des coefficients. Une rupture semble en effet s'être produite au début des années 1990. De plus, on voit que les coefficients ont graduellement été révisés au fil des ans, ce qui contredit l'hypothèse d'une croissance de la production potentielle qui serait constante. C'est ce qui explique d'ailleurs les résultats peu réalistes obtenus avec le modèle de Watson et la tendance linéaire.

On voit aussi que les coefficients du modèle de Harvey-Jaeger ne sont pas stables. En effet, ceux-ci ont connu de fortes fluctuations à diverses périodes. Le cas le plus frappant est celui du deuxième trimestre de 1988, qui a connu un changement marqué (et difficilement explicable) de la valeur de la plupart des paramètres du modèles. Ces fortes fluctuations des coefficients prouvent seulement que le modèle de Harvey-Jaeger n'est pas un bon instrument de modélisation de l'écart de production de l'économie canadienne.

Le modèle de Kichian a aussi présenté de l'instabilité au niveau des coefficients. Ceux-ci semblent en effet avoir été relativement instables jusqu'à la fin de 1993. Leur instabilité explique d'ailleurs en grande partie les révisions totales apportées aux estimations en temps réel de l'écart de production. Il est important de noter toutefois que, malgré cette instabilité, l'ampleur des révisions totales est en général relativement faible par rapport aux estimations en temps réel, particulièrement depuis 1994.

3.3 Deuxième méthode d'évaluation : prévisions d'inflation

Le Tableau 10 permet de comparer, à l'aide du critère de l'erreur quadratique moyenne, les diverses prévisions d'inflation obtenues entre le troisième trimestre de 1983 et le quatrième de l'an 2000 à l'aide de la procédure décrite à la section 2.3. Les lignes de ce tableau représentent les diverses équations estimées. Par exemple, la première ligne présente les résultats obtenus lorsque l'équation utilisée pour prévoir l'inflation inclut les estimations de l'écart de production générées par la tendance linéaire; la dernière ligne, pour sa part, présente les résultats obtenus lorsqu'aucune estimation de l'écart de production n'est incluse dans les variables explicatives servant à prévoir l'inflation. Les diverses colonnes présentent, de leur côté, les résultats obtenus avec les différents critères de sélection de retards utilisés et distinguent les prévisions qui ont

utilisé les estimations en temps réel de l'écart de production de celles qui ont utilisé les estimations finales.

Tableau 10 : Indicateurs de la fiabilité des prévisions d'inflation
Erreur quadratique moyenne
(3e trim. 1983 - 4e trim. 2000)

	Estimations en temps réel			Estimations finales		
Méthodes	**Akaike**	**Schwarz**	**EPHE**	**Akaike**	**Schwarz**	**EPHE**
TL	15,87	10,41	6,51	14,35	6,59	4,31
TQ	19,33	9,87	6,85	50,04	3,89	3,87
HP	21,90	7,51	5,96	56,36	36,84	3,79
BN	11,47	4,97	2,22	42,76	3,77	2,95
RLTP	12,36	3,91	5,36	25,44	4,27	6,01
RLTP1	14,65	6,83	4,22	8,61	7,26	4,73
W-F	25,23	7,23	4,42	99,47	46,59	5,96
W-L	19,41	9,87	6,12	25,43	7,49	5,18
C-F	24,27	10,28	5,42	25,79	6,50	7,04
C-L	17,00	7,16	5,02	37,09	4,48	4,41
HJ-F	22,90	7,81	11,41	26,87	12,71	11,94
HJ-L	16,13	8,36	5,02	32,74	4,87	4,23
K-F	24,95	11,31	14,16	33,50	6,91	10,34
K-L	26,30	8,51	6,79	23,77	11,28	13,67
Aucun écart de production	4,59	4,45	4,11	4,59	4,45	4,11

* Nota : W-F et W-L représentent les estimations filtrées et lissées par la méthode de Watson; C-F et C-L, les estimations filtrées et lissées par la méthode de Clark; HJ-F et HJ-L, les estimations filtrées et lissées par la méthode de Harvey-Jaeger; et K-F et K-L, les estimations filtrées et lissées par la méthode de Kichian.

On peut d'abord voir que le fait d'inclure dans le modèle une estimation de l'écart de production n'améliore pas toujours les prévisions d'inflation, puisque la plupart des prévisions ainsi effectuées présentent des erreurs quadratiques moyennes plus élevées que les prévisions faites sans de telles estimations. En fait, en temps réel, seules la technique Beveridge-Nelson et la méthode RLTP contribuent à améliorer les prévisions d'inflation, mais à la lumière de certains

critères de sélection de retards seulement. Avec les données finales, il n'y a que les estimations générées par la tendance quadratique, le filtre de Hodrick-Prescott et la méthode de Beveridge-Nelson qui permettent d'obtenir de meilleures prévisions que le modèle ne comportant pas d'estimations de l'écart de production[28].

Il est intéressant de constater que certains critères de sélection de retards sont meilleurs que d'autres. Pour chaque technique d'estimation, nous avons ombré le résultat du critère de sélection de retards qui minimise les erreurs de prévision. On peut ainsi voir que le critère d'Akaike est le moins bon des trois et que le critère EPHE est celui qui fournit les meilleurs résultats pour la plupart des techniques.

On peut aussi voir que l'utilisation d'estimations finales plutôt que d'estimations en temps réel n'améliore pas toujours les prévisions d'inflation. Ce résultat est très surprenant, car on s'attendrait à ce que le modèle qui utilise des variables véhiculant davantage d'information, c'est-à-dire le modèle qui inclut les estimations finales plutôt que les estimations en temps réel, produise de meilleures prévisions.

L'incapacité des estimations de l'écart de production, tant finales qu'en temps réel, d'améliorer les prévisions d'inflation signifie probablement que ce ne sont pas les révisions apportées aux estimations qui empêchent l'écart de production de mieux prévoir l'inflation, mais tout simplement l'absence de lien prévisionnel entre ces deux variables[29].

Pour savoir si certaines prévisions sont significativement meilleures que les autres, il faut vérifier les résultats du test modifié de Diebold et Mariano. Le Tableau 11 compare les erreurs de prévision obtenues à l'aide des équations qui incluent des estimations de l'écart de production aux erreurs de prévisions obtenues à l'aide de l'équation ne comportant pas de telles estimations[30]. Les tests positifs signifient que l'ajout des estimations de l'écart de production a amélioré les prévisions d'inflation, alors que les tests négatifs indiquent le contraire. Plus le résultat du test est

---

28. Avec des données américaines, Orphanides et van Norden (2001a) ont trouvé, comme nous, qu'aucune technique ne permet d'améliorer les prévisions d'inflation en temps réel. Toutefois, les résultats qu'ils ont obtenus avec des données finales diffèrent des nôtres : ils trouvent que les estimations finales expliquent bien l'inflation. Mais cette affirmation n'est pas basée comme la nôtre sur l'analyse des erreurs de prévisions hors échantillon, mais plutôt sur les erreurs d'estimation à l'intérieur de l'échantillon.

29. Cette incapacité peut aussi être liée à l'absence de variables clés dans les équations servant à prévoir l'inflation.

30. Pour effectuer le test, nous avons utilisé, pour chaque technique, les prévisions obtenues à l'aide du critère de sélection de retards qui minimise l'erreur quadratique moyenne. Ainsi, pour la plupart des prévisions testées, le critère de sélection utilisé est la méthode EPHE. Mais pour certaines prévisions, nous avons utilisé le critère de Schwarz.

élevé, plus les erreurs de prévision diffèrent d'une prévision à l'autre. Comme le test suit une distribution *t*, le seuil critique pour que les erreurs de prévisions soient significativement différentes de celles générées par une autre technique avec une probabilité de 95 % est de 2,0.

Tableau 11: Test modifié de Diebold-Mariano (DMD)
(3e trim. 1983 - 4e trim. 2000)
Tests comparant les erreurs de prévision de l'équation avec estimation de l'écart de production avec celles des équations sans estimations de l'écart de production

	Estimations en temps réel	Estimations finales
Tendance linéaire	-1,03	-0,09
Tendance quadratique	-1,67	0,17
Hodrick-Prescott	-0,95	0,27
Beveridge-Nelson	2,22	1,15
VAR - RLTP	0,32	-0,31
VAR - RLTP1	-0,19	-1,14
Watson - Estimation filtrée	-0,15	-0,44
Watson - Estimation lissée	-0,58	-0,37
Clark - Estimation filtrée	-1,01	-1,26
Clark - Estimation lissée	-0,55	-0,22
Harvey-Jaeger - Estimation filtrée	-1,21	-1,59
Harvey-Jaeger - Estimation lissée	-1,12	-0,09
Kichian - Estimation filtrée	-1,10	-0,96
Kichian - Estimation lissée	-0,85	-0,81

Comme le montre le Tableau 11, seules les estimations en temps réel de l'écart de production générées par la technique Beveridge-Nelson contribuent à améliorer significativement les prévisions d'inflation. Les estimations en temps réel obtenues avec la méthode RLTP et les estimations finales générées par la tendance quadratique, le filtre de Hodrick-Prescott et la technique de Beveridge-Nelson améliorent aussi les prévisions, mais pas de façon significative. Les estimations obtenues à l'aide des autres techniques n'améliorent pas la qualité des prévisions,

et les différences ne sont pas significatives. Ces résultats signifient qu'on ne devrait pas se fier aux estimations de l'écart de production produites avec la majorité des techniques d'estimation testées dans ce travail pour prévoir l'inflation. En fait, même les prévisions obtenues à l'aide des estimations en temps réel générées par la technique de Beveridge-Nelson sont discutables, parce qu'elles se détériorent lorsqu'on utilise plutôt les estimations finales. Il ne faut pas oublier non plus que l'équation servant à prévoir l'inflation n'inclut pas certaines variables clés qui influencent l'inflation, ce qui pourrait, dans certaines circonstances, accroître artificiellement le pouvoir prédictif de l'écart de production obtenu avec la méthode de Beveridge-Nelson.

L'étape suivante consiste à comparer les différentes prévisions effectuées à l'aide des estimations de l'écart de production produites selon diverses techniques, ce, dans le but de vérifier si une des techniques se démarque significativement des autres. Les Tableaux 12 et 13 présentent les résultats obtenus avec respectivement les données en temps réel et les données finales. Les tests de signe positif signifient que les erreurs de prévision obtenues à l'aide des techniques présentées dans la colonne de gauche sont plus faibles que celles obtenues avec les techniques présentées à la ligne du haut. Les tests de signe négatif indiquent le contraire. Par exemple, le premier test en haut à gauche du Tableau 12 indique que la tendance linéaire permet d'obtenir des prévisions légèrement meilleures que celles obtenues avec la tendance quadratique.

Les deux tableaux montrent que seules les équations utilisant les estimations générées par la technique de Beveridge-Nelson se démarquent nettement des autres équations. La technique de Beveridge-Nelson est en effet la seule qui produise des estimations de l'écart de production permettant d'améliorer significativement (à 95 %) les prévisions d'inflation par rapport à certaines autres techniques, et ce, tant avec les données finales qu'avec les données en temps réel.

Tableau 12: Test modifié de Diebold-Mariano (DMD)

Estimations en temps réel

(3e trim. 1983 - 4e trim. 2000)

	TL	TQ	HP	BN	RLTP	RLTP1	W-F	W-L	C-F	C-L	HJ-F	HJ-L	K-F
TL	-												
TQ	-0,14	-											
HP	0,23	0,53	-										
BN	[illegible]	[illegible]	[illegible]	-									
RLTP	1,21	1,55	1,13	[illegible]	-								
RLTP1	0,97	1,30	0,72	-1,47	-0,32	-							
W-F	0,68	0,93	0,64	-1,16	-0,27	-0,08	-						
W-L	0,23	0,19	-0,05	-1,17	-0,71	-0,56	-0,43	-					
C-F	-0,37	-0,40	-0,88	-1,63	-1,09	-0,88	-1,02	-0,38	-				
C-L	0,55	1,54	1,16	[illegible]	-0,65	-0,36	-0,27	0,28	1,21	-			
HJ-F	-0,35	-0,38	-1,23	[illegible]	-1,22	-1,02	-0,99	-0,34	0,27	-1,88	-		
HJ-L	-0,38	-0,42	-1,01	-1,85	-1,14	-0,96	-0,92	-0,38	0,17	-1,47	-0,17	-	
K-F	-0,66	-0,63	-0,83	-1,40	-1,15	-1,03	-1,53	-0,66	-0,44	-0,98	-0,51	-0,46	-
K-L	-0,07	0,02	-0,49	-1,66	-0,94	-0,70	-0,80	-0,13	1,41	-1,04	0,68	0,65	0,73

* Nota : W-F et W-L représentent les estimations filtrées et lissées par la méthode de Watson; C-F et C-L les estimations filtrées et lissées par la méthode de Clark; HJ-F et HJ-L les estimations filtrées et lissées par la méthode de Harvey-Jaeger; et C-F et C-L les estimations filtrées et lissées par la méthode de Kichian.

Tableau 13: Test modifié de Diebold-Mariano (DMD)

Estimations finales

(3e trim. 1983 - 4e trim. 2000)

	TL	TQ	HP	BN	RLTP	RLTP1	W-F	W-L	C-F	C-L	HJ-F	HJ-L	K-F
TL	-												
TQ	0,22	-											
HP	0,31	0,07	-										
BN	0,70	1,47	1,13	-									
RLTP	0,02	-0,29	-0,37	-1,22	-								
RLTP1	-0,19	-0,60	-0,67	-1,40	-0,62	-							
W-F	-0,33	-0,50	-0,48	-0,74	-0,43	-0,29	-						
W-L	-0,26	-0,45	-0,52	-0,80	-0,34	-0,14	0,16	-					
C-F	-0,72	-1,27	-1,20	-2,17	-1,24	-0,79	-0,16	-0,38	-				
C-L	-0,08	-0,48	-0,62	-1,98	-0,10	0,22	0,39	0,25	1,06	-			
HJ-F	-1,38	-1,68	-1,68	-2,06	-1,52	-1,36	-1,01	-1,08	-1,52	-1,63	-		
HJ-L	0,07	-0,33	-0,56	-1,52	0,02	0,33	0,39	0,31	1,00	0,37	1,58	-	
K-F	-0,66	-0,86	-0,93	-1,41	-0,99	-0,70	-0,63	-0,43	-0,23	-0,86	1,13	-0,81	-
K-L	-0,76	-0,85	-0,87	-0,99	-0,78	-0,71	-0,52	-0,63	-0,61	-0,79	0,06	-0,80	-0,50

* Nota : W-F et W-L représentent les estimations filtrées et lissées par la méthode de Watson; C-F et C-L les estimations filtrées et lissées par la méthode de Clark; HJ-F et HJ-L les estimations filtrées et lissées par la méthode de Harvey-Jaeger; et C-F et C-L les estimations filtrées et lissées par la méthode de Kichian.

Les résultats présentés aux Tableaux 11, 12 et 13 sont quelque peu surprenants. En effet, au cours des années 1990, la technique de Beveridge-Nelson a été peu populaire, comparativement aux autres techniques présentées dans notre étude. Notre intuition initiale était d'ailleurs que les techniques multivariées présenteraient les meilleurs résultats, puisqu'elles utilisent plus d'information pour estimer la production potentielle. Il est donc difficile d'expliquer pourquoi ces techniques ne parviennent pas à produire des estimations de l'écart de production permettant d'améliorer les prévisions d'inflation, comparativement à un modèle simple qui exclut de telles estimations. Les piètres résultats obtenus avec le modèle de Kichian sont sans doute ce qui nous rend le plus perplexes, car ce modèle a été conçu pour reproduire la relation entre l'écart de production et l'inflation.

Il est tout aussi difficile d'expliquer pourquoi la technique de Beveridge-Nelson produit de meilleures estimations de l'écart de production que les autres techniques d'estimation. La raison de ce succès est peut-être liée aux caractéristiques distinctes des estimations de l'écart de production faites avec cette technique, notamment la faible persistance des estimations de l'écart de production (voir la statistique AR1 au Tableau 1, section 3.1).

Ces résultats s'insèrent par ailleurs très bien dans le débat visant à déterminer si la tendance suit un processus stochastique ou déterministe. La supériorité de la décomposition de Beveridge-Nelson vient soutenir les propos de Nelson et Plosser (1982), qui affirment que les séries chronologiques comme la production réelle sont caractérisées par une tendance stochastique. Il est toutefois important de noter que nous n'avons pas testé de modèles déterministes, qui produisent des tendances comportant des ruptures, comme l'a fait remarquer Perron (1989). Cette hypothèse pourrait être testée dans des travaux futurs.

Conclusion

Dans cette étude, nous avons examiné, avec des données canadiennes, la fiabilité des estimations en temps réel de l'écart de production produites par diverses techniques d'estimation. Pour y arriver, nous avons utilisé deux méthodes d'évaluation de la fiabilité : l'une mesurant l'ampleur des révisions apportées aux estimations en temps réel de l'écart de production à travers le temps et l'autre vérifiant si l'ajout d'estimations de l'écart de production dans une équation simple permet d'obtenir de meilleures prévisions d'inflation.

Les résultats obtenus pour ces deux méthodes d'évaluation sont assez concluants. D'abord, les estimations de l'écart de production varient considérablement d'une technique à l'autre. Cette grande variabilité montre que l'estimation de l'écart de production dépend des hypothèses faites

sur le processus expliquant la production potentielle. Elle indique aussi que l'ampleur des erreurs rattachées au choix d'un modèle inadéquat peut potentiellement être élevée.

Les résultats des deux méthodes d'évaluation montrent de plus que la fiabilité des estimations en temps réel de l'écart de production générées par les diverses techniques d'estimation est assez faible. En effet, l'écart-type des révisions apportées aux estimations en temps réel est toujours d'un ordre de grandeur similaire à celui des estimations de l'écart de production. Et aucune technique ne présente, pour l'ensemble des indicateurs de fiabilité choisis, des résultats permettant de bien évaluer l'ampleur des révisions. Comme ces révisions surestiment la fiabilité des estimations de l'écart de production (puisqu'ils sous-estiment l'incertitude entourant les estimations), on peut dire que ces résultats montrent clairement que les estimations en temps réel produites par les diverses techniques ne sont pas fiables. De plus, aucune technique, à l'exception de la décomposition de Beveridge-Nelson, ne produit d'estimations de l'écart de production qui contribuent à améliorer significativement les prévisions d'inflation par rapport à un modèle simple qui n'inclut pas de telles estimations. Certaines techniques génèrent même des estimations qui empirent les prévisions d'inflation[31].

Malgré l'incapacité des techniques à produire des estimations fiables, certaines caractéristiques méritent d'être notées. D'abord, on peut voir que, pour toutes les techniques d'estimation, à l'exception de la décomposition de Beveridge-Nelson, les révisions apportées aux estimations en temps réel sont assez persistantes. Cette forte persistance signifie que le retard avec lequel on détermine toute l'ampleur des erreurs d'estimation en fin de période est assez long avec ces techniques.

Autre observation intéressante, les révisions apportées aux données publiées ne semblent pas être le facteur déterminant des révisions totales apportées aux estimations produites par les techniques d'estimation univariées (sauf pour la technique Beveridge-Nelson). Avec ces techniques, c'est davantage la connaissance de l'évolution subséquente de la production qui explique les révisions apportées aux estimations en temps réel. Ainsi, même si les données de la production ne subissaient aucune révision, on continuerait d'apporter des révisions considérables aux estimations produites par les techniques univariées, ce qui prouve encore une fois que ces techniques ne sont pas fiables.

En revanche, les estimations produites par les VAR structurels et par la décomposition de Beveridge-Nelson sont beaucoup plus affectées par les révisions apportées aux données. Cette

31. L'équation servant à prévoir l'inflation omet certaines variables clés pouvant influencer l'inflation. Cette omission pourrait dans certaines circonstances contribuer à accroître le pouvoir prédictif de l'écart de production sur l'inflation.

forme de révision constitue en effet une large part des révisions totales apportées aux estimations produites par ces techniques. Si on ne révisait pas les données, ces techniques seraient l'objet de très faibles révisions totales relativement à l'ampleur des estimations de l'écart de production.

En ce qui a trait au modèle de Kichian, les révisions semblent davantage provenir des révisions apportées aux coefficients. Cela indique donc que les coefficients du modèle ne sont pas stables dans le temps. Néanmoins, la taille relative des révisions totales par rapport aux estimations de l'écart de production est plus faible pour le modèle de Kichian que pour les autres modèles à composantes non observées.

Pour terminer, il est important de mentionner que les résultats présentés dans cette étude peuvent être utiles pour les chercheurs qui incorporent des estimations de l'écart de production dans leurs travaux et pour les autorités canadiennes qui utilisent cet indicateur pour avoir une idée des pressions inflationnistes à l'oeuvre dans l'économie. D'abord, les économistes ne devraient pas négliger la forte incertitude entourant les estimations de l'écart de production lorsqu'ils incluent cette variable dans leurs modèles. En particulier, lorsqu'ils utilisent des modèles macroéconomiques pour évaluer la performance des politiques budgétaires ou monétaires ou pour proposer des règles de conduite pour les politiques publiques, les économistes devraient tenir compte du fait que les estimations de l'écart de production faites en temps réel peuvent être l'objet de profondes révisions. Ces révisions peuvent faire en sorte que les décisions qui paraissent optimales en temps réel ne le sont plus lorsqu'on analyse la situation quelques années plus tard avec des données plus complètes (des données finales)[32].

Il serait de plus important de vérifier comment diverses hypothèses ayant trait à la persistance des estimations de l'écart de production et à la persistance des révisions des estimations peuvent affecter la dynamique de modèles macroéconomiques plus complexes et les recommandations qui en découlent. Dans cette étude, nous avons montré que ces propriétés varient grandement d'une technique à l'autre.

Finalement, il serait intéressant, dans des travaux à venir, d'appliquer la méthodologie employée dans cette étude à d'autres techniques d'estimation de l'écart de production comme le filtre multivarié utilisé à la Banque du Canada et la méthode TOFU proposée par van Norden (1995) ou à d'autres types d'écarts susceptibles de créer des pressions inflationnistes, par exemple l'écart entre le taux de chômage observé et le taux de chômage non accélérationniste (TCNA) et l'écart entre le taux d'utilisation de la capacité et le taux d'utilisation de la capacité non accélérationniste (TUCNA).

32. Orphanides (2000, 2001) examine une telle possibilité pour la conduite de la politique monétaire aux États-Unis.

Annexe

Restrictions apportées aux estimations pour identifier les chocs structurels

Pour pouvoir déduire les chocs structurels compris à l'intérieur des résidus de la forme réduite, Lalonde, Page et St-Amant (1998) ont imposé un certain nombre de restrictions d'identification. Considérons d'abord la forme réduite du VAR estimé :

$$\begin{bmatrix} \Delta y_t \\ \Delta \pi_t \\ \Delta r_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_y \\ \mu_\pi \\ \mu_r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \phi_{11}(L) & \phi_{12}(L) & \phi_{13}(L) \\ \phi_{21}(L) & \phi_{22}(L) & \phi_{23}(L) \\ \phi_{31}(L) & \phi_{32}(L) & \phi_{33}(L) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \Delta y_{t-1} \\ \Delta \pi_{t-1} \\ \Delta r_{t-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{y,t} \\ \varepsilon_{\pi,t} \\ \varepsilon_{r,t} \end{bmatrix}, \quad (1)$$

que l'on peut réécrire sous la forme : $Z_t = \mu + \phi(L) \cdot Z_{t-1} + \varepsilon_t$. Comme le vecteur Z_t n'est composé que de variables stationnaires, le théorème de Wold permet de transformer ce vecteur sous la forme suivante :

$$\begin{bmatrix} \Delta y_t \\ \Delta \pi_t \\ \Delta r_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_y \\ \mu_\pi \\ \mu_r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} C_{11}(L) & C_{12}(L) & C_{13}(L) \\ C_{21}(L) & C_{22}(L) & C_{23}(L) \\ C_{31}(L) & C_{32}(L) & C_{33}(L) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \varepsilon_{y,t} \\ \varepsilon_{\pi,t} \\ \varepsilon_{r,t} \end{bmatrix}, \quad (2)$$

ce qui correspond à $Z_t = \mu + C(L) \cdot \varepsilon_t$. $C(L) = \Sigma^{\alpha}_{i=0} C_i L^i$ est la matrice de retard de la représentation moyenne mobile de la forme réduite et le vecteur ε_t correspond au vecteur des résidus estimés à l'aide de la forme réduite du VAR. Dans cette équation, $C(0) = I_n$, où I_n est une matrice identité. De plus, $E(\varepsilon_t) = 0$ et $E(\varepsilon_t \varepsilon_t') = \Omega$ où Ω est la matrice variance-covariance définie positive des résidus.

Or l'objectif du processus d'identification est de trouver la représentation structurelle suivante : $Z_t = \mu + \Gamma(L) \cdot \eta_t$ ou

$$\begin{bmatrix} \Delta y_t \\ \Delta \pi_t \\ \Delta r_t \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mu_y \\ \mu_\pi \\ \mu_r \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Gamma_{11}(L) & \Gamma_{12}(L) & \Gamma_{13}(L) \\ \Gamma_{21}(L) & \Gamma_{22}(L) & \Gamma_{23}(L) \\ \Gamma_{31}(L) & \Gamma_{32}(L) & \Gamma_{33}(L) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \eta_t^p \\ \eta_t^{cp} \\ \eta_t^p \end{bmatrix}, \quad (3)$$

où $\Gamma(L)$ est la matrice de retards associée à la représentation moyenne mobile de la forme structurelle et η_t est le vecteur des chocs structurels. On suppose de plus que $E(\eta_t) = 0$ et que $E(\eta_t\eta_t') = I_n$. Les chocs sont donc normalisés et orthogonaux.

À partir des équations (2) et (3), on voit que $C(L)\cdot\varepsilon_t = \Gamma(L)\cdot\eta_t$. De cette égalité, on peut déduire les relations suivantes : $\Gamma(0)\cdot\Gamma(0)' = \Omega$; $\eta_t = \Gamma(0)^{-1}\cdot\varepsilon_t$; et $\Gamma(L) = C(L)\cdot\Gamma(0)$. Pour pouvoir isoler les chocs structurels (η_t) et la représentation moyenne mobile de la forme structurelle ($\Gamma(L)$), il faut donc être en mesure d'identifier la matrice $\Gamma(0)$. Cette identification peut se faire à l'aide des hypothèses formulées par Blanchard et Quah (1989).

Soit $\Gamma(1)$ et $C(1)$, les matrices de multiplicateur de long terme des chocs structurels et des chocs de la forme réduite. L'approche de Blanchard et Quah consiste à poser que certains chocs structurels n'ont pas d'effets à long terme sur la production (il s'agit des chocs η_t^{cp} et η_t^{c}). Et si certains chocs n'ont pas d'effets à long terme sur l'inflation (les chocs η_t^{c}), la matrice $\Gamma(1)$ devient triangulaire vers le bas. Or des équations (2) et (3), on peut trouver l'égalité suivante : $C(1)\cdot\Omega\cdot C(1)' = \Gamma(1)\cdot\Gamma(1)'$. En appliquant la décomposition de Choleski au terme de gauche de cette égalité, on obtient une matrice triangulaire inférieure correspondant à la matrice $\Gamma(1)$. Par ailleurs, il est possible de réécrire cette égalité sous la forme $\Gamma(0) = C(1)^{-1}\cdot\Gamma(1)$, puisque $\Gamma(0)\cdot\Gamma(0)' = \Omega$. Connaissant la matrice $\Gamma(0)$, il est possible d'isoler les chocs structurels (η_t) et la représentation moyenne mobile de la forme structurelle ($\Gamma(L)$) et de trouver ainsi l'équation identifiée à la section 2.2.4 :

$$\Delta y_t = \mu_y + \Gamma_y^{p}(1)\eta_t^{p} + \Gamma_y^{p^*}(L)\eta_t^{p^*} + \Gamma_y^{cp}(L)\eta_t^{cp} + \Gamma_y^{c}(L)\eta_t^{c} . \quad (4)$$

Bibliographie

Akaike, H. (1973). « Information Theory and an Extension of the Maximum Likelihood Principle ». In: *2nd International Symposium on Information Theory*, publié sous la direction de B. N. Petrov et F. Csaki, Budapest, p. 267-281.

Amano, R., D. Coletti et T. Macklem (1999). « Monetary Rules When Economic Behaviour Changes », document de travail 99-8, Banque du Canada, Ottawa.

Armour, J., W. Engert et B. S.C. Fung (1996). « Overnight Rate Innovations as a Measure of Monetary Policy Shocks in Vector Autoregressions », document de travail 96-4, Banque du Canada, Ottawa.

Beveridge S., et C. R. Nelson (1981). « A New Approach to Decomposition of Economic Time Series into Permanent and Transitory Components with Particular Attention to Measurement of the Business Cycle », *Journal of Monetary Economics*, vol. 7, n° 2, p. 151-174.

Blanchard, O., et D. Quah (1989). « The Dynamic Effects of Demand and Supply Disturbances », The *American Economic Review*, vol. 79, n° 4, p. 655-673.

Box, G., et G. Jenkins (1976). *Time Series Analysis: Forecasting and Control*, Holden Day, San Francisco.

Butler, L. (1996). « The Bank of Canada's New Quaterly Projection Model (QPM), Part 4. A Semi-Structural Method to Estimate Potential Output: Combining Economic Theory with a Time-Series Filter », Rapport technique n° 77, Banque du Canada, Ottawa.

Canada. Statistique Canada. *Comptes nationaux des revenus et des dépenses*, publication n° 13-001-XPB au catalogue (trimestriel), Ottawa.

Canada. Statistique Canada (1972). *Revue statistique du Canada : supplément annuel de la section 1, 1971*, publication n° 11-206 au catalogue, Ottawa.

Canada. Statistique Canada (1976). *Comptes nationaux des revenus et des dépenses : estimations trimestrielles, volume 2 : 1947-1974*, publication n° 13-533 au catalogue, Ottawa.

Canada. Statistique Canada (1989). *Comptes nationaux des revenus et des dépenses : estimations trimestrielles, 1947-1986*, publication n° 13-533 au catalogue, Ottawa.

Cerra, V., et S. C. Saxena (2000). « Alternative methods of estimating potential output and the output gap: an application to Sweden, » IMF Working Paper 00/59, Fonds monétaire international, Washington.

Clark, P. K. (1987). « The Cyclical Component of U.S. Economic Activity », *Quaterly Journal of Economics*, vol. 102, n° 4, p. 797-814.

Claus, I., P. Conway, A. Scott (2000). « The output gap: measurement, comparisons and assessment », Research Paper n° 44, Reserve Bank of New Zealand, Wellington.

Croushore, D., et T. Stark (2000). « A Funny Thing Happened On the Way to the Data Bank: A Real-Time Data Set for Macroeconomists », Federal Reserve Bank of Philadelphia Business Review, septembre/octobre, Philadelphia.

Diebold, F. X., et R. S. Mariano (1995). « Comparing Predictive Accuracy », *Journal of Business & Economic Statistics*, vol. 13, n° 3, p. 253-264.

Dupasquier, C., A. Guay et P. St-Amant (1997). « A Comparison of Alternative Methodologies for Estimating Potential Output and the Output Gap », document de travail 97-5, Banque du Canada, Ottawa.

Ehrmann, M. et F. Smets (2001). « Uncertain Potential Output: Implications for monetary Policy », ECB Working Paper Series, n° 59, Banque centrale européenne, Francfort.

Enders, W. (1995). *Applied Econometric Time Series*, John Wiley & Sons, inc, New York.

Gaiduch, V., et B. Hunt (2000). « Inflation Targeting Under Potential Output Uncertainty », IMF Working Paper 00/158, Fonds monétaire international, Washington.

Gerlach, S., et F. Smets (1997). « Output Gaps and Inflation: Unobservable-Components Estimates for the G-7 Countries », document non publié, Banque des Règlements Internationaux, Bâle.

Haldane, A. G., et N. Batini (1998). « Forward-Looking Rules for Monetary Policy », NBER Working Paper Series, n° 6543, National Bureau of Economic Research, Cambridge.

Harvey, A. C. (1989). *Forecasting, Structural Time Series Models and the Kalman Filter*, Cambridge University Press, Cambridge.

Harvey, A. C., et A. Jaeger (1993). « Detrending, Stylized Facts and the Business Cycle », *Journal of Applied Econometrics*, vol 8, n° 3, p. 231-247.

Harvey, D. I., S. J. Leybourne et P. Newbold (1997). « Testing the Equality of Prediction Mean Squared Errors », *International Journal of Forecasting*, vol. 13, n° 2, p. 281-291.

Hodrick, R. J., et E. C. Prescott (1997). « Postwar U.S. Business Cycles: An Empirical Investigation », *Journal of Money, Credit, and Banking*, vol. 29, n° 1, p. 1-16.

Kichian, M. (1999). « Measuring Potential Output within State-Space Framework », document de travail 99-9, Banque du Canada, Ottawa.

Kichian, M. (2000). « Gauss™ Programs for the Estimation of State-Space Models with ARCH Errors: A User's Guide », document de travail 2000-2, Banque du Canada, Ottawa.

Kuttner, K. N. (1994). « Estimating Potential Output as a Latent Variable », *Journal of Business and Economic Statistics*, vol. 12, n° 3, p. 361-368.

Lalonde, R. (1998). « Le PIB potentiel des États-Unis et ses déterminants : la productivité de la main d'œuvre et le taux d'activité », document de travail 98-13, Banque du Canada, Ottawa.

Lalonde, R., J. Page et P. St-Amant (1998). « Une nouvelle méthode d'estimation de l'écart de production et son application aux États-Unis, au Canada et à l'Allemagne », document de travail 98-21, Banque du Canada, Ottawa.

Laxton, D., et R. Tetlow (1992). « A Simple Multivariate Filter for the Measurement of Potential Output », Rapport technique n° 59, Banque du Canada, Ottawa.

McCallum, B. T. (2001). « Should Monetary Policy Respond Strongly to Output Gap », NBER Working Paper Series, n° 8226, National Bureau of Economic Research, Cambridge.

Murchison, S. (2001). « NAOMI - A New Quarterly Forecasting Model - Part 1: Proposed Model Selection Strategy », Working paper 2001-19, Ministère des Finances du Canada, Ottawa.

Nelson, C., et C. Plosser (1982). « Trends and Random Walks in Macroeconomic Time Series: Some Evidence and Implications », *Journal of Monetary Economics*, vol 10, n° 2, p. 130-162

Orphanides, A. (1998). « Monetary Policy Evaluation With Noisy Information », Finance and Economics Discussion Series, 1998-50, Federal Reserve Board, Washington.

Orphanides, A. (2000). « The Quest for Prosperity Without Inflation », ECB Working Paper Series, n° 15, Banque centrale européenne, Francfort.

Orphanides, A., R. D. Porter, D. Reifschneider, R. Tetlow et F. Finan (2000). « Errors in the Measurement of the Output Gap and the Design of Monetary Policy », *Journal of Economics and Business*, vol. 52, n° 1-2, p. 117-141.

Orphanides, A., et S. van Norden (1999). « The reliability of output gap estimates in real time », Finance and Economics Discussion Series, 1999-38, Federal Reserve Board, Washington.

Orphanides, A. et S. van Norden (2001a). « The Reliability of Inflation Forecasts Based on Output Gap Estimates in Real Time », polycopie.

Orphanides, A. et S. van Norden (2001b). « The Unreliability of Output Gap Estimates in Real Time », Working Paper 2001s-57, CIRANO, Montréal.

Perron, P. (1989). « The Great Crash, the Oil Price Shock, and the Unit Root Hypothesis », *Econometrica*, vol. 57, n° 6, p. 1361-1401.

Robertson, J. C. et E. Tallman (1998). « Data Vintages and Measuring Forecast Model Performance » Federal Reserve Bank of Atlanta Economic Review, vol. 83, n° 4, Atlanta.

Rudebusch, G. D. (1999). « Is the Fed too timid? Monetary policy in an uncertain world », Federal Reserve Bank of San Francisco Working Paper 99-05, San Francisco.

Schwarz, G. (1978). « Estimating theDimension of a Model », The *Annals of Statistics*, vol. 6, n° 2, p. 461-464.

Smets, F. (1998). « Output Gap Uncertainty: Does it Matter for the Taylor Rule? », BIS Working Paper n° 60, Banque des règlements internationaux, Bâle.

St-Amant, P., et S. van Norden (1997). « Measurement of the Output Gap: A Discussion of Recent Research at the Bank of Canada », Rapport technique n° 79, Banque du Canada, Ottawa.

Svensson, L. E. O., et M. Woodford (2000). « Indicator Variables for Optimal Policy », ECB Working Paper Series, n° 12, Banque centrale européenne, Francfort.

Swanson, E. T. (2000). « On Signal Extraction and Non-Certainty-Equivalence in Optimal Monetary Policy Rules », Finance and Economics Discussion Series, 2000-32, Federal Reserve Board, Washington.

Taylor, J. (1993). « Discretion versus Policy Rules in Practice », Carnegie-Rochester Conference Series on Public Policy, vol. 39, p. 195-214.

van Norden, S. (1995). « Why Is It So Hard to Measure the Current Output Gap », Banque du Canada, polycopie.

Yetman, J. (2000). « Probing Potential Output: Monetary Policy, Credibility, and Optimal Learning under Uncertainty », document de travail 2000-10, Banque du Canada, Ottawa.

Documents de travail de la Banque du Canada
Bank of Canada Working Papers

Les documents de travail sont publiés généralement dans la langue utilisée par les auteurs; ils sont cependant précédés d'un résumé bilingue. **Working papers are generally published in the language of the author, with an abstract in both official languages.**

2002

2002-9	The Microstructure of Multiple-Dealer Equity and Government Securities Markets: How They Differ	T. Gravelle
2002-8	Restructuring in the Canadian Economy: A Survey of Firms	C. Kwan
2002-7	Contribution of ICT Use to Output and Labour-Productivity Growth in Canada	H. Khan et M. Santos
2002-6	Currency Fluctuations, Liability Dollarization, and the Choice of Exchange Rate Regimes in Emerging Markets	P.N. Osakwe
2002-5	The Effects of Bank Consolidation on Risk Capital Allocation and Market Liquidity	C. D'Souza et A. Lai
2002-4	Does Micro Evidence Support the Wage Phillips Curve in Canada?	J. Farès
2002-3	An Introduction to Wavelets for Economists	C. Schleicher
2002-2	Asset Allocation Using Extreme Value Theory	Y. Bensalah
2002-1	Taylor Rules in the Quarterly Projection Model	J. Armour, B. Fung et D. Maclean

2001

2001-27	The Monetary Transmission Mechanism at the Sectoral Level	J. Farès et G. Srour
2001-26	An Estimated Canadian DSGE Model with Nominal and Real Rigidities	A. Dib
2001-25	New Phillips Curve with Alternative Marginal Cost Measures for Canada, the United States, and the Euro Area	E. Gagnon et H. Khan
2001-24	Price-Level versus Inflation Targeting in a Small Open Economy	G. Srour
2001-23	Modelling Mortgage Rate Changes with a Smooth Transition Error-Correction Model	Y. Liu
2001-22	On Inflation and the Persistence of Shocks to Output	M. Kichian et R. Luger
2001-21	A Consistent Bootstrap Test for Conditional Density Functions with Time-Dependent Data	F.Li et G. Tkacz

Pour obtenir des exemplaires et une liste complète des documents de travail, prière de s'adresser à :
Copies and a complete list of working papers are available from:

Diffusion des publications, Banque du Canada
234, rue Wellington, Ottawa (Ontario) K1A 0G9
Adresse électronique : publications@banqueducanada.ca
Site Web : http://www.banqueducanada.ca

Publications Distribution, Bank of Canada
234 Wellington Street, Ottawa, Ontario K1A 0G9
E-mail: publications@bankofcanada.ca
Web site: http://www.bankofcanada.ca